



별첨 사본은 아래 출원의 원본과 동일함을 증명함.

This is to certify that the following application annexed hereto  
is a true copy from the records of the Korean Intellectual  
Property Office.

출 원 번 호 : 특허출원 2003년 제 0062537 호  
Application Number 10-2003-0062537

출 원 년 월 일 : 2003년 09월 08일  
Date of Application SEP 08, 2003

출 원 인 : 유웅덕  
Applicant(s) YOO WOONG TUK

2004 년 10 월 25 일

특 허 청  
COMMISSIONER



【서지사항】

**발명명** 특허출원서  
**발리구분** 특허  
**출원지** 특허청장  
**출원일자** 2003.09.08  
**발명의 명칭** 홍채 특징 추출 및 인식 방법과 그 시스템  
**발명의 영문명칭** METHOD AND SYSTEM FOR EXTRACTING AND RECOGNISING IRIS  
**출원인**  
**【성명】** 유중덕  
**【출원인코드】** 4-2003-033882-1  
**대리인**  
**【명칭】** 특허법인 신성  
**【대리인코드】** 9-2000-100004-8  
**【지정권변리사】** 변리사 정지원, 변리사 원석희, 변리사 박정후  
**발명자**  
**【성명의 국문표기】** 유중덕  
**【성명의 영문표기】** YOO, Woong Tuk  
**【주민등록번호】** 750330-1074414  
**【우편번호】** 135-101  
**【주소】** 서울특별시 강남구 청담1동 91-6 17/2  
**【국적】** KR  
**특허법 제42조의 규정에 의하여 위와 같이 출원합니다.**  
**대리인** 특허법인  
**신성 (인)**  
**수수료**  
**【기본출원료】** 20 면 29,000 원  
**【가산출원료】** 48 면 48,000 원  
**【우선권 주장료】** 0 건 0 원  
**【심사청구료】** 0 항 0 원  
**【합계】** 77,000 원  
**【감면사유】** 개인 (70%감면)  
**【감면후 수수료】** 23,100 원  
**첨부서류** 1. 요약서-명세서(도면)\_1종 2. 위임장\_1종

## 【요약서】

### 1. 약

본 발명의 목적은 본인 자신 및 본인과 다른 사람과의 식별을 눈의 홍채에 근거하여 식별시스템을 제공하는 것이다. 본 발명의 시스템은 분리된 홍채 패턴영상은 극표제를 설정하여 좌표계의 원점이 원형 등공 경계의 중심이 되게 한다. 그 다음, 채 상내에의 분석 대역(annular analysis band)을 정의한다. 이들 분석 대역들 내에 있는 홍채 영상 부분은 극좌표 변환 과정을 거쳐 등공을 중심으로 동일 반지름상 1차원 홍채영상패턴에 대해 가우시안 커널을 사용하여 홍채영상의 크기변화에도 동일한 패턴을 제공하는 1차원 스케일 스페이스 필터링을 적용한 후, 영점통과 지점 에지들 구하고, 겹치는 회전 윈도우를 이용하여 이들 누적시켜 다시 홍채 특징을 4원으로 추출되게 됨으로, 홍채 코드를 생성시 데이터 크기들을 줄일 수 있게 다. 또한 이와 같이 추출된 특징은 크기에 불변한 특징량을 얻기 위해 저차원 모멘트들 사용하여 모멘트를 평균크기로 정규화 함으로서, 회전에는 불변하나 크기와 조에 민감한 저니크 모멘트가 크기에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트들 만들 수 있고, 지역 조명 변화들 스케일 조명 변화로 모델링 할 경우, 모멘트들 평균 값으로 정규화 하면, 조명에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트들 만들 수 있게 한다.

### 참인어]

1. 인식, Zernike

## 【명세서】

### 발명의 명칭]

홍채 특징 추출 및 인식 방법과 그 시스템 [METHOD AND SYSTEM FOR EXTRACTING AND  
COGNISING IRIS]

### 발명의 상세한 설명]

### 발명의 목적]

발명이 속하는 기술분야 및 그 분야의 종래기술]

발명이 속하는 기술분야는 패턴인식과 영상처리를 이용한 생체인식 기술분야이며, 반적으로 홍채를 이용하여 특정 개인을 인식하는 방법에 있어서는, 사람의 눈 부분 촬영한 영상신호에서 실시간 홍채 인식을 위해 빠른 등공과 홍채의 검출은 필수적이다. 일반적으로, 기존 홍채 인식 시스템의 Daugman이 제안한 기존의 등공 검출 방법은 영상의 모든 위치에서의 원형 프로젝션(circular projection)을 구한 후, 프로젝션(projection)에 대한 미분치에 대하여 가우시안 컨볼루션(Gaussian Convolution)을 이용한 가장 큰 값에 경계선을 추정한 후, 추정된 경계치들 이용하여 원형의 경계선이 가장 강한 위치를 찾아 사람의 안구 영상으로부터 등공을 찾는 방법을 사용한다. 그러나, 기존 방법의 경우 홍채 전체 영역에 대한 프로젝션(projection)과 얻진 프로젝션(projection)에 대한 미분으로 인한 연산량의 증가로 인해 등공 검출에 있어 많은 시간이 필요한 단점이 있으며, 홍채 사진을 얻기 위해 조명이 필요한데, 기존 방법의 경우 광원이 등공 내에 위치하게 되는 경우 광원의 영향에 의해 부정확 등공의 경계를 초래하는 문제점이 있다.

또한, 기존의 방법을 이용한 홍채 인식 시스템의 경우 홍채 부위에서 조명을 때  
한 영역을 홍채의 영역으로 설정함으로써 반사된 조명이 포함되어 있거나, 조명 효  
가 들어 있을 수 홍채 영역을 제외한 부분에 대하여 검색을 수행해야 함으로서 정  
도를 저하시키는 문제점이 있다 사람의 인체 부위 중에서 높은 개별성을 지니는 부  
중 하나가 홍채이다. 홍채의 내부의 무늬에서 추출된 확률적인 특징은 상당한 자  
도를 지니면서도 개인을 식별하기 위한 충분한 고유성을 지니고 있어 위조나 복사  
어렵다. 홍채 인식에 사용되고 있는 홍채 특징 추출 알고리즘은 홍채 영상을 대상  
로 다양한 변환식을 적용하여, 주파수 영역이나 공간-주파수 영역에 나타나는 홍채  
다 특이한 문양을 추출하는 방법을 사용한다. Gabor 필터를 이용하여 홍채영상에서  
8개 이상의 독립 변수(특징)를 추출하여 256 바이트 이상의 홍채 코드를 작성하는  
법이 홍채인식 분야에서 가장 많이 사용되는 원전특허(1994년 U.S. Patent No.  
91560)로 이론상 80억분의 1 이하의 인식도 가능하다. 이에 대한 대안으로 웨이블  
변환을 이용한 홍채 추출 알고리즘도 사용되고 있으나 Gabor 필터를 이용하는 방  
에 비하여 인식률이 많이 떨어지고 있다. 그러나 이러한 홍채 특징 추출 알고리즘  
은 홍채 영상이 환경에 따라 조금씩 변하기 때문에 항상 동일한 특징이 추출되지  
고 있어, 이를 보완하기 위해 홍채 코드로 변환시 데이터의 크기를 어느 정도 크게  
정해야 만이 오거부율과 오인식률을 최소화시킬 수 있으며, 또한 영상 데이터로부  
특징을 추출하는데 많은 시간이 소요

다는 문제점이 있다. 또한, 등입인의 홍채 영상이라 할지라도 크기가 다르거나 회전, 혹은 이동되었을 경우 타인의 홍채 영상으로 잘못 인식하는 경우가 많았다. 또 홍채 내부와 외부의 중심을 같게 설정함으로써 인하여 영상이 들어갔을 경우 정확한 경계를 검출하지 못하였고, 따라서 부정확한 홍채 패턴이 검출될 수밖에 없었다. 영상 정규화 혹은 회전 영상의 보정을 고려하는 경우도 시간 공간 상에서의 신속하고 정확한 방법이 제시되어 있지 않아 홍채인식에 보다 적합한 홍채 영상 데이터들 처리는데 있어 불충분하였다. 홍채부분의 영상신호들 검출하여 그것을 특화하고, 해당 채로부터 특화된 정보와 동일한 것을 데이터 베이스에서 탐색하여 비교함으로써, 비교결과에 따라 특정 개인임을 인식하여 수용하거나 또는 반대로 거절하도록 치 방법이 이루어져 있다. 그러나 이러한 종래의 홍채 인식방법에서는 아직까지는 인 어려움이 높아 상용에 적용하기에는 많은 문제점이 있었다.

[발명이 이루고자 하는 기술적 과제]

본 발명의 목적은 본인 자신 및 본인과 다른 사람과의 식별을 눈의 홍채에 근거하여 식별시스템을 제공하는 것이다. 본 발명의 다른 목적은 홍채인식에 적합한 영상 획득하는 방법을 제공하는 것이다. 본 발명의 또 다른 목적은 실시간 홍채인식을 한 빠른 등공과 홍채의 검출방법을 제공하는 것이다. 본 발명의 또 다른 목적은 비축식 홍채인식에서 나타나는 문제점인 영상의 크기변화, 기울어짐, 이중에 대한 문제들을 해결함으로써 더욱 고유한 특징을 추출하는 방법을 제공하는 것이다. 본 발명의 또 다른 목적은 인간의 시각적 인식 능력과 같은 이등, 스케일,

전에 관계없이 Zernike 모멘트들 사용함으로써 텍스처를 신속하고 정확하게 검색할 수 있는 방법을 제공하는 것이다. 이들 및 다른 목적들은 이하의 단계들을 구비하는 정의 시스템을 독특하게 식별해내는 방법에 의해 본 발명에서 달성된다. 첫째로, 이 시스템은 식별을 위해 인체의 안구영상을 일반 비디오카메라가 아닌 디지털 카메라를 해 디지털화된 안구영상을 직접 획득하고 (S1) 그 다음, 인식에 적합한 안구영상을 택한 후, 등공내 기준점을 검출하고 (S2), 안구영상의 홍채 부분과 등공 부분 사이 등공 경계를 정의하고 (S3), 등공 경계와 꼭 중심을 이루지는 않는 호(arc)를 사용상의 홍채 부분과 공막(sclera) 부분 사이의 다른 원형 경계를 정의한다. (S4) 본 발명의 시스템은 분리된 홍채 패턴영상은 극좌표계를 설정하여 좌표계의 원점이 원 등공 경계의 중심이 되게 한다. 그 다음, 홍채 상내에의 분석 대역(annular analysis band)을 정의하고, 이들 분석 대역은 눈꺼풀, 속눈썹 또는 조명기로부터의 굴절 반사에 의해 차단될 수 있는 홍채 상의 어떤 미리 선택된 부분들이 포함되지 않아 인식에 적합한 영상의 분석대역만을 의미한다. 이들 분석 대역들 내에 있는 홍채 상 부분은 극좌표 변환 과정을 거쳐 등공을 중심으로 동일 반지름상의 1 차원 홍채 상패턴에 대해 가우시안 커널을 사용하여 홍채영상의 크기변화에도 동일한 패턴을 제공하는 1차원 스케일 스페이스 필터링을 적용한 후, 영점동과 지점인 에지들 구하기, 겹치는 회전 윈도우를 이용하여 이들 누적시켜 다시 홍채 특징을 2차원으로 추출해 줌으로, 홍채 코드들 생성시 데이터 크기들을 줄일 수 있게 한다. 또한 이와 같이 추출된 특징은 크기에 불변한 특징량을 얻기 위해 저차원 모멘트들 사용하여 모멘트들 평균크기로 정규화 함으로서, 회전에는

변하나 크기와 조명에 민감한 저니크 모멘트가 크기에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트를 만들 수 있게 하고, 지역 조명 변화를 스케일 조명 변화로 모델링 할 경우 모멘트들 평균 밝기로 정규화 하면, 조정에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트를 만들 수 있게 한다. 이들 스케일 스페이스 및 스케일 조명에서 추출한 특징점을 중심으로 Zernike 모멘트를 생성하여 참조값으로 저장되며, 인식부분에서는 위의 참조값과 J역된 홍채영상의 Zernike 모멘트의 안정도, 특징량 사이의 유사도를 확률적으로 얻은 모델사이의 특징량 매칭을 통해 입력 홍채영상에 있는 용체들 인식한다.

(least square)와 LaedS(least media of square)기법을 결합하여 홍채인식을 검증한다.

발명은 상기의 문제점을 해결하기 위해 안출한 것으로서, 본 발명은 홍채영상으로 더 얻을 수 있는 눈꺼풀영역의 밝기, 동공의 위치를 산출하여 홍채인식에 적합한 상을 획득하고, 가우시안 블러링을 한 홍채영상의 에지부분 잡음을 확실하게 제거기 위해 diffusin filter를 사용하고, 반복적 임계값 변경 방법으로서 더욱 빠른 시간 동공검출을 제공하며, 동공은 곡률이 다르므로 곡률을 측정하기 위해서 CHAIN DE를 이용하여 반지름을 구하고, KIMME 알고리즘을 이용하여 동공의 중심좌표를 구 후 중심점에서 반시계 방향으로 동공의 반지름까지의 거리를 구한다. 그리고 x축 회전각으로 하고 y축은 중심에서 동공의 반지름까지의 거리로 해서 그래프로 나타서 정확한 경계검출을 한다. 또한 스케일 스페이스 필터링을 적용하여 홍채특징을 출하고, 크기와 조명 회전에 불변한 특징량을 얻기위해 저차원 모멘트를 사용하여 모멘트들 평균크기로 정규화함으로써 불변특성을 갖는



rnike moment을 생성하여 참조값으로 저장하고, 인식부문에서는 위의 참조값과 입  
된 영상의 Zernike 모멘트의 안경도, 육청량 사이의 유사도를 확률적으로 반영한  
된 사이의 특징량 매칭을 통해 입력 영상에 있는 물체들 인식한다. LS(least  
uare)와 LmedS(least media of square)기법을 결합하여 특정 개인을 구별해낼 수  
도록 함으로써, 살아 있는 사람의 홍채를 빠르고 명확하게 구별할 수 있도록 한 홍  
인식방법을 제공함에 목적이 있다.

공 경계의 위치를 찾아서 고도의 정확성으로 홍채로부터 등공을 분리시키는 과정에  
에서, 등공 확장(pupillary dilation) 정도에 관계 없이 상이 분석될 때마다 홍채  
분석대역의 동일 부분이 동일한 좌표로 할당되지 않아도 특징점과 정규화 특징량  
연계 된다는 것이 매우 중요하다. 또한 홍채의 분석대역에서의 특징점은 열 공  
acuna) 움 와(crypts) 결손(defect)을 포함한다는 것이 매우 중요하다.

채는 우리 몸에서 가장 복잡한 섬유막 구조로 되어있고 신경을 통하여 대뇌(大腦)  
신체 각 부위에 연결되어 있기 때문에 신체내의 각 조직(組織), 장기(臟器)에서  
어나는 화학적, 물리적 변화에 따른 정보가 바이브레이션(Vibration)으로 전달되어  
유조직의 형태를 변화시키게 된다.

하나의 원으로서 홍채는 균형을 표현한다. 기능적 평형에 장애가 있을 때 홍채  
모양이 원형에서 이탈한다. 인체에서 일어나는 생리적 반응은 신경계통의 작용이  
수축과 이완의 착오로 장애가 나타난다. 이 작용은 홍채의 원형에 영향을 준다.  
채섬유와 층은 구조와 연결상태의 결합을 반영한다. 구조는 기능에 영향을

치고 융합성을 반영하기 때문에 조직은 기관의 저항력과 유전적 소인을 나타낸다.

런징후로는 열공 (Lacunae), 움와 (Crypts), 결손징후 (Defect signs), 조직이완 (erffition) 등이 있다. 홍채 (Iris)는 색채를 띠는 부분으로서 확대해 보면 상세한 문까지 많은 특징들을 담고 있기 때문에 대량의 정보를 얻을 수 있다. 홍채는 폭 5mm, 두께 0.3-0.4mm, 직경 10-12mm의 얇은 원판으로 인종과 개인에 따라 고유한 음 갖고 있으며, 한국인은 흑갈색에서 담청갈색사이의 여러 가지 색상을 가지고 있다. 홍채의 중앙에는 등공 (Pupil)이 위치하는데 등공연의 외방 1-2mm거리에 뽀니모양 문계돌린 권속륜 (Collarette-홍채학에서는 자율신경선이라 명명한다)이 있고, 그 쪽을 소홍채륜 (Anulus iridis minor)이라 하고, 그 바깥쪽은 대홍채륜 (Anulus iridis major)이라 한다. 대홍채륜에는 등공연에 일치한 등심성의 윤상융기인 홍채주 (홍채학에서는 신경령으로 명명한다)이 있다. 홍채외연과 각막 (Cornea)사이의 각 홍채각막각이라 하는데 그 곳에는 강한 결합 조직성의 망상체인 절상인대가 있으며, 그 섬유속 사이로 틈이 나 있는데 그 곳을 통하여 안방수가 정맥으로 빠져나가 된다. 홍채는 구조상 홍채내피, 전경계판, 홍채지질로 이루어져 있는데, 특히 지에는 혈관, 신경, 색소세포가 풍부한 혈관층이 있고, 그 후방에 5종류의 평활근이어서 등공의 크기를 조절한다. 이와 같은 홍채학의 임상근거에 기준한 홍채의 무늬 특징점으로 사용하기위해 홍채의 분석대역을 다음과 같이 나누는 것이 매우 중요하다. 시계의12시방향을 기준으로 하여 좌우6도 (섹터1), 이어서 시계방향으로 24도 (섹터2), 42도 (섹터3), 9도 (섹터4), 30도 (섹터5), 42도 (섹터6), 27도 (섹터7), 36도 (섹터8), 18도 (섹터9),

도 (섹터 10), 27도 (섹터11), 24도 (섹터12), 36도 (섹터13)와 같이 대역을 나누며,  
와 같이 각 섹터들을 동공을 중심으로 4개의 환상대역으로 나눈다. 따라서 각 섹터  
동공을 중심으로부터 홍채의 외부경계 방향으로 4개의 환상대역에 따라서 섹터  
4, 섹터1-3, 섹터1-2, 섹터1-1로 나뉜다.

#### [발명의 구성 및 작용]

이하에서는 본 발명의 실시를 고려하여 최선의 실시예를 통해 본 발명의 구현에  
도시하고 설명하였으나, 본 발명의 기타 다른 목적과 장점은 당해 분야에 종사하  
자라면 다음의 상세한 설명으로부터 명백하게 이해할 수 있을 것이다. 또한, 본  
명의 기술적 사상을 벗어나지 않고 본 발명을 다르게 구현할 수도 있고 또한 여러  
분을 변형할 수도 있다. 따라서, 도시되고 설명된 것은 성질상 예시적인 것이지 제  
적인 것은 아니다.

기한 목적을 달성하기 위해 본 발명은 조명 (1), 인체의 안구영상을 획득을 위한 디  
털 카메라 (2), 영상신리를 소프트웨어가 설치된 PC (3)를 구비하는 홍채 인식 시스  
에 있어서 식별을 위해 인체의 안구영상을 일반 비디오카메라가 아닌 디지털 카메  
를 통해 디지털화된 안구영상을 직접 획득하는 단계 (S1) 인식에 적합한 안구영상을  
선택한 후 동공내 기준점을 검출하고 ( S2), 안구영상의 홍채 부분과 동공 부분 사이  
동공 경계를 검출하는 단계 (S3), 원의 반지름과 중심의 좌표를 구하여 동공의 위  
와 크기를 결정하여 동공 영역을 검출하는 (S4) 단계, 동공 경계와 꼭 중심을 이루  
는 호 (arc)를 사용해 상의 홍채 부분과 공막 (sclera) 부

사이의 외부영역을 검출하는 단계(SS)로 구성되는 것을 특징으로 하는 홍채 인식  
위한 실시간 등공 및 홍채 검출 방법을 제공한다.

하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 상세하게  
명한다.

발명에 의한 홍채 인식을 위한 실시간 등공 검출 방법을 설명한 흐름도이다. 조명  
하에서 인체의 안구영상을 디지털 카메라로 비추어 컴퓨터의 홍채 인식 소프트웨  
로 연결되는 시스템은 조명 (1), 디지털 카메라 (2) 및 홍채인식 소프트웨어가 설치  
PC (3)로 구성된다.

발명은 인간이 물체를 인식 할 때 의식적으로 특징점에 집중한 다는 생물학적 사  
에 근거하여 국부 Zernike 모멘트를 변경하여 국부 조명 변화에 불변성을 갖는 특  
점으로 만들었다. 따라서 본 발명의 시스템은 크게 5개의 단계로 볼 수 있다.

제, 분석할 눈의 상이 분석하기에 적합한 디지털 형태로 획득되어야 한다. 그 다음,  
상의 홍채 부분이 정의되고 분리되어야 한다. 이 홍채영상의 정의된 영역은 그 다  
에 분석되어 홍채 특징점을 생성한다. 특정 홍채에 대해 생성된 특징점을 중심으로  
멘트를 생성하여 참조 값으로서 저장되는 것이 주목된다. 계속해서, 시스템은 이  
치 (outlier)를 얻기 위해 제공된 입력영상의 모멘트를 확률적 물체인식에 사용한  
사도와 안정도를 이용하여 일차로 필터링하고와 저장하였던 참조 값 모멘트와 지역  
간 매칭을 한다. 이경우 이상치 (outlier)는 시스템이 대상자의 신원을 확립, 확인  
는 부인 (disconfirm)하고, 그 결정에 대한 확신 레벨을 산출하는 것을 허용한다.  
한 이 과정의 인식율은 입력영상과 옴은 모델과의

청수가 다른 모델과의 매칭수 보다 많을수록 인식능력이 좋은 변별인자

(discriminative factor)을 통해 알 수 있다.

홍채영상내의 잡음제거 및 윤곽선 부드럽게하기

번제로 전처리 과정으로 Gaussian 필터를 이용하여 홍채 영상의 미세한 모양의 변

에 대한 윤곽을 부드럽게 하고, 홍채영상내의 잡음을 제거하였다 그러나 너무 큰

Gaussian 값을 사용해서는 안 된다. 만일 너무 큰 Gaussian 값을 사용하게 되면 저

상도에서 dislocation의 문제점이 발생하기 때문이다). 잡음이 거의 없다면

Gaussian의 편차 값을 작게 주든지 혹은 하지 않아도 무방하다. Edge Enhancing

fusion (EED) 방법은 국부 에지에서의 방향성을 고려하였다. 에지의 방향과 같은

분은 diffusion을 많이 해주고, 에지의 방향과 수직인 부분은 diffusion을 조금 해

는 방법이다. EED방법을 구현하기 위해서 기존의 scalar diffusivity 대신

diffusion tensor를 사용한다.

diffusion tensor는 eigenvectors  $v_1, v_2$ 를 통하여 구할 수 있다.  $v_1$ 은 식 (1)과 같

$\nabla u$ 와 평행하게 만들고,  $v_2$ 는 식 (2)와 같이  $\nabla u$ 와 수직이 되게 구성을 한다.

1  $\parallel \nabla u$  ..... 식 (1)

2  $\perp \nabla u$  ..... 식 (2)

라서 에지를 가로지르는 부분에서 smoothing하는 것보다 오히려 에지와 평

한 부분에서 smoothing하기 위해 Eigenvalues  $\lambda_1$  과  $\lambda_2$ [R. P. Wildes Iris cognition: An Emerging Biometric Technology, Proceedings of the IEEE, vol. No. 8, pp.1348-1363, september 1997]를 선택하였다. Eigenvalues는 식 (3)과 )에 나타나 있다.

diffusion across edge  $\lambda_1 := D(|\nabla u|^2)$  ..... 식 (3)

diffusion along edge  $\lambda_2 := 1$  ..... 식 (4)

의 방법에 따라서 diffusion tensor matrix D를 식 (5) 와 같이 구할 수 있다.

$$v = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D(|\nabla x|^2) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1' \\ v_2' \end{bmatrix} \dots\dots \text{식 (5)}$$

diffusion tensor matrix를 실제 프로그램에서 구현하기 위해서는 v 1과 v2의 의 들 정확하게 알아야 한다. 만일 원래 홍채영상을 Gaussian filtering 한 벡터를 x.gy)로 표현을 한다면, 식 (1)에서 v1은 원래 홍채영상을 Gaussian filtering 한 과 평행이 되게 만드는 벡터이므로 v1은 (gx.gy)로 표현할 수가 있으며, 식 (2)에 v2는 수직이 되어야 하기 때문에 (gx.gy)벡터와 v2의 벡터의 내적이 0이 되게 하 된다. 따라서 v2는 (-gx.gy)로 나타낼 수 있다. v1', v2'는 V1과 V2의 transpose trix이므로 식 (6)과 같이 diffusion tensor D를 다시 쓸 수 있다.

$$v = \begin{bmatrix} gx & -gy \\ gy & gx \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} gx & gy \\ -gy & gx \end{bmatrix} \dots\dots \text{식 (6)}$$

(6)에서  $d$ 는 식 (7)의 diffusivity를 통하여 구할 수 있다. EED 방법과 Perona-Malik Model의 차이점은 크게 2가지가 있다. 첫번째로는 Perona-Malik Model은 원 영상상을 가지고서 diffusion을 한 반면에 EED 방법은 원 영상상에서 Gaussian filtering을 한 영상상을 가지고 diffusion을 한다. 두번째로는 Perona-Malik Model은 scalar-valued diffusivity를 사용하지만, EED는 diffusion tensor matrix를 사용하여 영상상의 대비 뿐만 아니라 에지의 방향 까지 고려한다. 두번째로는 상수  $K$ (Nicola Ritta, et al. Location of Pupil-Iris Border in slit-Lamp Images of the Cornea, Proceedings of the 10th International Conference on Image Analysis and Processing, pp.740-745, 1998)의 값을 설정한다. 여기서  $K$ 는 gradient의 절대값의 히스토그램에서 어디까지 누적할 것인가를 타낸다. 만일  $K$ 를 90%이상 되는 매우 높은 값을 사용한다면 영상상의 세부구조가 너무 빨리 제거되는 문제점이 발생하게 된다. 만일 100%라면 영상상 전체가 blurring이 되어 dislocation 문제가 발생이 된다. 만일  $K$ 의 값이 너무 작으면, 많은 time iteration 후에도 세부 구조들이 계속해서 잔재하게 될 것이다.

II 번째 단계로는 diffusivity를 계산한다. 이 diffusivity를 계산하기 위해 먼저 영상상에 Gaussian을 사용하여 gradient를 구한다. 구해진 gradient를 통하여 gradient의 크기를 구한다. 에지는 명암도가 급격히 변하는 부분이기 때문에 함수의 미분(기울기)을 취하는 미분 연산이 윤곽선 추출에 사용될 수 있다. 영상상  $(x, y)$ 의 위치  $(x, y)$ 점에서의 기울기는 다음과 같은 벡터이다. 위치  $(x, y)$ 점에서의 기울기 벡터는  $f$ 의 최대 변화를 방향을 가리킨다.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

울기 (벡터의 크기)  $\nabla f$ 는 다음과 같다.

$$f \approx \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$$

같은  $\nabla f$ 의 방향으로 단위 길이당  $f(x,y)$ 의 최대 증가율과 같다. 실제에서는 기울기를 절대 값들로 표시된 다음 수식과 같이 근사화 하여 많이 사용한다. 이 수식은 산하기가 훨씬 쉽고, 특히 제한된 하드웨어로 구현하기도 용이하다.

$$f \approx |G_x| + |G_y|$$

번째 단계에서 구했던  $K$ 와 gradient의 크기를 이용하여 식 (7)에 설명된 diffusivity를 계산한다.

$$D = 1 / (1 + \text{magnitude of gradient} / K^2) \dots\dots \text{식 (7)}$$

번째 단계에서는 식 (6)에서 설명했던 diffusion tensor matrix를 구하고, 식 (8) diffusion equation을 계산한다. 먼저 원 홍채영상의 gradient를 구하고, 다음으로 원홍채영상에 Gaussian을 사용한 홍채영상의 gradient를 구한다. Gaussian을 사용 gradient의 값이 1이 넘지 않도록 반드시 normalize를 하여야 한다.

$$\text{tu} = \text{div} (D \cdot \nabla u) \dots\dots \text{식 (8)}$$



ffusion tensor matrix를 사용하였기 때문에 홍채영상의 대비뿐만 아니라 에지의  
향까지 고려하여 diffusion을 하게 된다. 에지와 평행한 부분에서는 smoothing을  
욱더 많이 하고 에지들 가로지르는 영역에서는 smoothing을 조금하게 된다. 이렇게  
면 종전의 연구에서 문제되었던, 에지에서 잡음이 많은 경우에 잡음이 섞인 에지들  
출했던 문제를 다소 해결할 수 있다.

번째 단계부터 네 번째 단계까지를 최대 time iteration에 도달하기 전까지 반복  
리한다. 위에서 설명하였던 4가지의 단계를 이용하면 원 홍채영상에 잡음이 많은  
우의 문제점, 고정된 K값으로 인하여 scale에 따라 결과를 얻지 못했던 문제점, 예  
부분에서 잡음이 많아서 정확한 에지의 위치에서 에지들 추출하지 못했던 문제점  
을 많은 부분 해결 할 수 있다.

#### 이미지 이진화

채 영상의 모양에 대한 영역을 얻기 위해 이진영상으로 변환한다. 이진 홍채영상  
이터는 그레이의 홍채영상을 경계값(threshold)을 이용하여 흑과 백의 두 가지 색  
로 데이터들 취급하는 데이터라고 이야기 할 수 있다.

진화들 이용한 홍채영상 분할은 대상이 되는 홍채영상의 명도값이나 색도값 등을  
계값 처리하여 수행된다. 예를 들면 홍채영상의 경우 홍채의 부분(대상물)은 망막  
부분보다 겹다.

복 임계값 결정 방법 (Iterative Thresholding)

방법은 대략적인 임계값에서 출발하여 점차 반복적으로 이 추정값을 향상시키는  
이다. 여기에는 처음의 임계값을 사용하여 만들어진 이진 홍채영상이 더 나은 임  
계값을 선택하는데 쓰인다는 것이 가정되어 있다. 임계값의 변경 절차는 이 기법에서  
1주 중요하다.

#### 목적 임계값 선정 알고리즘

계값의 처음 추정치  $T$ 를 정한다. 홍채영상의 평균 밝기는 좋은 출발점이 될 수 있  
추정 임계값  $T$ 를 이용하여 홍채영상을 2개의 영역  $R_1$ 과  $R_2$ 으로 구분한다. 영역  $R_1$   
 $R_2$ 의 평균 그레이 값  $\mu_1$ 과  $\mu_2$ 를 구한다.

로운 임계값을 다음 식을 이용하여 결정한다.

$$= 0.5(\mu_1 + \mu_2)$$

균 그레이 값  $\mu_1$ 과  $\mu_2$ 이 더 이상 변하지 않을 때까지 절차 2에서 절차 4까지를 되  
이 한다.

#### 내부 경계와 외부경계 탐색방법

##### 경계요소 추출 및 그룹화(세선화, 라벨링)

지 추출 (Edge Detection) 기법이란 ?

미지 분석에서 가장 흔하게 사용되는 연산 중 하나이고 홍채에 대하여 에지를 강화  
추출하는 알고리즘이다. 에지라는 것은 홍채와 배경의 경계이고, 홍채가 오버랩  
는 경계이기도 하다. 화상에서 색이나 농도의 급격한 변화가 있는 부분을 우리는  
ge라고 한다. 기술적으로는 edge detection이란 edge pixels를 찾는 과정이며,  
ge enhancement는 edges가 더 잘 보이도록 하기 위하여 Edges와 background와의 대

를 증가시켜주는 것이다. Edge tracing은 edges를 따라가는 과정이다. 또한

gmentation이라 불리는 과정 중의 하나이다(이미지 영역의 식별에 이용).

지 추출 방법에는 어떤 것이 있는가?

ge된 농도값이 급격하게 변화하는 부분을 말하므로 함수의 변화량을 조사하는 미분  
1산을 윤곽 추출에 이용한다. 미분에는 1차미분 (gradient)와 2차미분 (laplacian)이  
다. 또, template-matching에 의한 에지 추출 방법도 있다.

3미분 (gradient) : 홍채의 밝기 변화량을 관찰한다.

기와 방향을 가진 벡터량  $G(x,y) = (fx, fy)$ 로 표현.

는 x방향의 미분, fy는 y방향의 미분.

저널 화상에서는 데이터가 일정간격으로 풀어져 나열되어 있으므로 사실적인 의미

미분 연산은 할 수 없게 된다. 이 때문에 1차미분식과 2차미분식 같이 인접 화소  
리의 차를 취하는 연산으로 미분을 근사한다. 이것을 차분이라 한다.

$$I(x) = f(x+1)-f(x), G(y) = f(y+1) -f(y)$$

를 이미지에 적용하기 쉽게 만들어 놓은 것이 Mask 혹은 Operator라고 하는 행렬이

, 각각의 행렬들은 같은 1차미분 연산자 일지라도 에지를 추출하는 정도나 방향 등

특징을 가진다. 대표적인 1차 미분 연산자 몇 개만 소개하겠다. 연산자는

3이다.

#### △ 방향

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

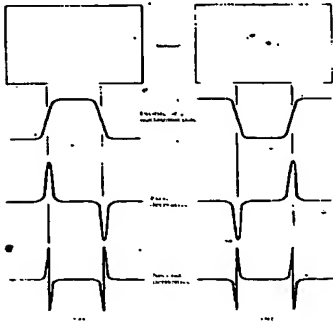
#### ▽ 방향

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

#### 1차 미분 연산자 3x3

특된 영상 영상을 전처리 하기 위해서 먼저 영상의 윤곽을 추출해야 한다. 윤곽추출 방법으로는 기울기 (gradient)법인 소벨연산자 (sobel operators)를 이용해서 배경 종채를 분리하였다[W. W. Boles, et al. A Human Identification Technique Using edges of the Iris and Wavelet Transform, IEEE Transactions On Signal processing, pp.1185-1188, 1998] [Dimitrios Ioannou, et al. Circle recognition through a 2D Hough Transform and radius histogramming, Image Vision and computing 1-6 , pp.15-26, 1999]. 영상  $f(x, y)$ 의 위치  $(x, y)$ 점에서의 기울기는 식 1)과 같은 벡터로 나타낸다. 위치  $(x, y)$ 점에서의 기울기 벡터의 크기  $(\nabla f)$ 는 식

)와 같다. 그리고 소벨연산자에 기반한 미분은 식 (3)과 같이 주어진다. 여기서,  
 은 영상의 임의의 위치에서 마스크에 의해 겹쳐진 화소의 명암도들이다. <그림  
 27> (b)는 <그림 2.27> (a)의 영상의 윤곽을 추출한 영상이다.



(a) 어두운 배경에 밝은 줄 무늬 영상      (b) 밝은 배경에 어두운 줄무늬 영상.  
 <그림 2.27> 미분 연산자에 의한 에지 검출

$$\nabla F = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{1}$$

$$|f| = mag(\nabla F) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \tag{2}$$

$$|f| \approx |G_x| + |G_y|$$

$$\hat{z}_x = (Z_7 + Z_8 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_2 + Z_3) \tag{3}$$

$$\hat{z}_y = (Z_3 + Z_6 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_4 + Z_7)$$

3차 미분 (라플라시안) : 주위 밝기와와의 차를 관찰한다

4차 미분은 1차미분을 다시 미분한 것으로, 윤곽의 강도만을 검출하는데 사용한다. 2

원 함수 f(x,y)의 라플라시안은 다음의 2차 미분으로 정의된다.

$$\Delta^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

플라시안 연산자에 의한 에지 검출은 다음과 같은 8방향 라플라시안 마스크를 사용한다.

$$\begin{aligned}aplacian(x, y) = & 8 \times f(x, y) - \{f(x, y-1) + f(x, y+1) + f(x-1, y) + f(x+1, y) + f(x-1, \\ & +1) + f(x-1, y-1) + f(x-1, y+1) + f(x+1, y-1)\}\end{aligned}$$

되고 중심을 중심으로 8방향 값을 사용하여 현재 픽셀값을 결정한다

\* laplacian mask : 방향에 관계 없음

X 방향

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Y 방향

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

< 표 2.4 > laplacian mask

선화의 정의

선화 : 대상 형태의 표면을 조금씩 벗겨내어 최종적으로 두께 1을 가지도록 하는

ong Suen 세선화 알고리즘

프>처리대상인 검은 픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 다음과 같은 조건을 만족하면 지운다.

픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들의 connectivity가 1이고,

픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀이 적어도 2개에서 6개사이  
있어야 하며,  
적어도 픽셀  $I(i,j+1)$ ,  $I(i-1,j)$ ,  $I(i,j-1)$  중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야  
며,

적어도 픽셀  $I(i-1,j)$ ,  $I(i+1,j)$ ,  $I(i,j-1)$  중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야  
다.

조건에 맞으면 픽셀을 제거한다.

프>처리대상인 검은 픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 다음과 같은 조건을 만족하면 지운다.

픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들의 connectivity가 1이고,

픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀이 적어도 2개에서 6개사이  
있어야 하며,

적어도 픽셀  $I(i-1,j)$ ,  $I(i,j+1)$ ,  $I(i+1,j)$  중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야  
며,

적어도 픽셀  $I(i,j+1)$ ,  $I(i+1,j)$ ,  $I(i,j-1)$  중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야  
다.

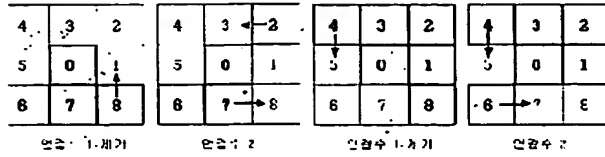
조건에 맞으면 픽셀을 제거한다.

의 두 subiteration을 계속하여 더이상 지울 픽셀이 남아 있지 않을 때까지 계속  
용시킨다.

nnectivity



결수는 주위 픽셀이 연결되어 있는가를 알 수 있는 숫자이다. 즉 1이면 중심픽셀(0)을 지울 수 있다는 것이다. 검정->흰색 또는 흰색->검정으로 전환되는 가를 감지하면 된다.



<그림 2.28> 연결수

연결수: 최소 : 0 , 최대 : 4

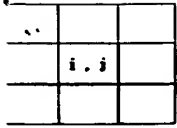
의 그림은 모든 픽셀을 검정에서 흰색으로 변하는가를 검사한 그림이다. 주위 픽셀 수에 관계없이 1이 되어야 한다.

## 벨링

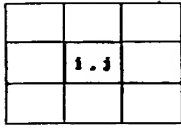
벨링이란 서로 떨어진 홍채를 구별하는 것을 이야기한다.

## 차적 알고리즘

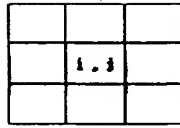
차 테이블을 이용하여 단 두 번의 투프로 라벨링을 끝낼 수 있다. 단점은 라벨링 후 자체가 연속적이지 않다는 것이다. 한번 모든 홍채를 검색하여 라벨을 부친다. 벨을 하다가 다른 라벨을 만나게 되면 등차테이블에 입력한다. 다시 투프를 돌려서 차테이블의 라벨중 최소치로 다시 라벨한다.



경계 선



고립 선



내부 선

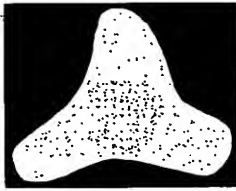
<그림 2.29> 순차적 알고리즘

선 경계선의 검은 픽셀을 찾는다. 경계점은 중심 픽셀을 기준으로 할 때 주위의 픽셀 중 1-7개의 흰색 픽셀이 있어야만 한다. 고립점도 제외시킨다. 고립점은 주위의 픽셀이 검정색이다. 그 후 라벨링을 한다. 가로방향으로 라벨을 한 다음 다시 세로로 라벨을 한다. 이렇게 두 방향으로 라벨을 하면 U자형 곡선도 한번에 라벨 할 있고 시간도 절약할 수 있는 장점을 갖게 된다.

리고 영상의 둘레의 길이를 계산하기 위해서 외곽선 추출 알고리즘인 체인코드(chain code)를 이용하여 <그림 2.30> (c)와 같이 영상의 외곽선을 추출하였다. 그리고 영상의 면적을 알기 위해서 <그림 2.30> (d)와 같이 외곽선 내부의 픽셀 수를 세서 계산하였다.



(a) 원 영상



(b) 윤곽 추출 영상



(c) 외곽선 추출 영상

(d) 채움 영상

<그림 2.30> 영상의 전처리 과정.

경계의 중심좌표 및 반지름 결정

Chain code

계추적 (Chain Code)

상 형태의 경계점 (Edge)을 따라서 이동하면서 형태의 둘레, 면적 등을 계산하는 일의 과정을 의미한다. 경계선을 따라서 시계반대 방향으로 이동하며 처음 픽셀의 위치를 기록하고 있다가 처음 위치에 되돌아오면 경계선 추적을 끝낸다. 이에 의해서 적 등을 계산한다.

			1	16	15	14			
			2				13		
		5	4	3	9	10	11	12	
		6	7	8					

:그림 2.31> 검색 방향(Chain Code)

2	1	8
3		7
4	5	6

:그림 2.32> 검색 방향(Chain Code)

1. 그림 2.31>을 보면 중심 위치에서 위의 점을 기준으로 시계 반대방향으로 검색이 되  
 것을 알 수 있다. 이처럼 경계선 추적 시 번호로 모든 정보를 얻는 것을 Chain  
 code라고 이야기한다. 이 방법은 경계점을 따라 같은 방식으로 이동하면서 동시에 모  
 것을 처리한다. Chain Code를 쓰는 곳은 필요에 따라 홍채의 경계 정보를 이미지  
 일 저장할 때 많이 쓰인다. 처음 픽셀의 위치를 기록 후 방향을 나타내는 Chain  
 code만을 기록하므로 효율적으로 이미지에 대한 모든 정보를 처리할 수 있다.

<그림 2.32>를 보면 실제적인 경계선추적이 이루어진 것을 숫자로 표시하였다. 처  
 위치를 잡고 다음은 앞에서 설명한 대로 검색해 나간다.

기서 둘레, 면적 등의 정보를 얻기 위해서는 검색을 하면에 필요한 인자들을 삽입  
켜 계산을 해야 한다.

둘레 - 중심에서 8가지의 방향이 존재하게 된다. 여기서 고려해야 할 부분은 대각  
으로 이동하는 2,4,6,8 번이다. 1,3,5,7번은 수직과 수평이므로 1픽셀이지만  
4,6,8번은 대각선의 길이이므로 픽셀이 된다. 이점에 주의하면서 픽셀 개수를 누  
시키면 된다. 둘레 = 2파이

면적 - 앞에서 설명했던 라벨링을 이용하여 픽셀을 누적시켜 면적을 계산함.

중심 - 좌표 (x,y)를 누적시켜 형태의 중심계산.

KIMME 알고리즘

약 원의 크기를 알고 있다면 원의 반지름에 해당하는 점들을 검색하여 원의 중심을  
f한 후 원 둘레의 점을 구한다.

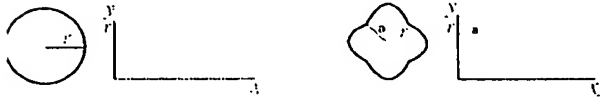
$$l = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$$

방정식을 이용하여 일단 반지름과 x좌표의 점들을 이용하여 y의 좌표를 구하여 이  
지 상에 검정 픽셀이 존재하면 중심 위치 를 누적 시킨 후 누적된 최대 위치를 검  
중심, 반지름 값으로 원을 찾아낸다.

내부경계 검출

공은 종류마다 흘러내리는 정도가 다르므로 곡률도 달라지게 된다. 등공의 곡률을  
경하기 위해서 위와 같이 CHAIN CODE를 이용하여 반지름을 구하고, KIMME알고리즘  
이용하여 등공의 중심좌표를 구한 후 중심점에서 반시계 방향으로 외곽선 (등공의  
지름)까지의 거리를 구한다. 그리고 x축을 회전각으로 하고 y축은 중심에서 외곽선

(공의 반지름)까지의 거리로 해서 그래프로 나타낸다. (경계검출) 그리고 영상의 폭을 알아보기 위해서 그래프로부터 곡들의 최대점과 최소점을 찾고 곡들간의 최대값과 평균값을 계산하였다. <그림 2.33>은 영상을 영상 캡처 했을 때 원형인 경우 곡들이 있는 경우를 그래프로 나타낸 것이다. 영상이 원형인 경우 <그림 2.33>에 보면 알 수 있듯이 중심에서 외곽선까지의 거리가 같으므로  $y$ 값이 일정한 일직선 그래프가 그려지고 곡들이 생기지 않으므로 곡들의 최대점과 최소점은  $r$ 이 된다. 이 한 경우 드레이프성이 약하다고 한다. 그리고 영상이 흘러내려 있으면 중심에서 외곽선까지의 거리가 변하게 되므로  $y$ 값이 변하여 곡들이 있는 그래프가 그려지게 다. <그림 2.33>의 영상영상이 별 모양 인 경우 곡들이 4개이며 최대점은  $r$ 이고 최점은  $a$ 가 된다.



a) 영상영상이 원형인 경우

(b) 영상영상이 별 모양인 경우

:그림 2.33>영상에서 영상의 모형과 곡률 그래프.

#### 형도 측정

형도는 영상이 원에 근접한 정도를 나타내는 수치로 원형도가 '1'에 가까우면 드레이프성이 약하고 '0'에 가까워질수록 드레이프성이 크다. 원형도를 계산하기 위해서 영상의 둘레의 길이와 면적을 알아야 한다. 영상의 둘레길이는 영상외곽주변 각

소들에 대한 화소간 거리의 합이다. 외곽 경계선 화소가 수직 또는 수평으로 서로 닿아 있는 경우 화소간 거리는 1단위이며 화소가 대각 방향으로 연결되어 있는 경우 화소간 거리는 1.414단위이다. 그리고 영상의 면적은 영상의 외곽선 내부의 화소의 총 개수로서 측정한다. 식 (4)는 영상의 원형도를 구하는 공식이다.

$$\text{형도}((e)) = \frac{4\pi \cdot \text{면적}}{(\text{둘레의길이})^2} \quad \text{식(4)}$$

#### 외부경계검출

채경계는 두껍고 불려되어 있기 때문에 경계지점을 정확히 찾아내기가 힘들다. 경계검출기는 원주의 최대 밝기변화 지점을 홍채경계로써 정의한다. 홍채의 중심은 등원의 중심을 기준으로 탐색할 수 있으며, 홍채반지름은 고정 초점 카메라에서의 홍채 지름이 거의 일정하다는 것에 기반하여 탐색할 수 있다

상에 대하여 내부경계 검출 필터링과 동일한 방법으로 등공과 홍채영역의 경계들은 후 검출된 내부경계로부터 전후 양방향으로 진행하며 픽셀값의 차이를 확인하여 차이가 최대가 되는 지점을 찾아 외부 경계를 검출한다

형 보간법을 이용한 변환 (이동, 회전, 확대, 축소)

미지를 확대, 축소 등 여러가지로 변환하게 되면 픽셀의 좌표가 1대1로 대응되지기 때문에 역변환을 통하여 이를 보완한다. 이때 변환된 이미지 중 대응되지 않는 부분은 원 이미지의 픽셀을 참고 하여 나타낸다

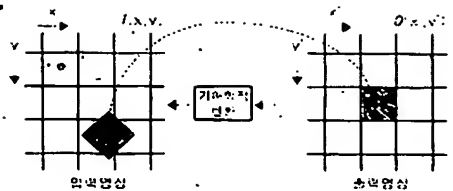


그림 2.34 > 선형 보간법을 이용한 변환

#### 형 보간법

$y$  좌표의 가까운 정도에 따라서 4개의 픽셀을 참고 하여 픽셀을 결정한다.  $p, q$ 를  
 용하여  $p(q \cdot \text{수식} + (1-q) \cdot \text{수식}) + q(p \cdot \text{수식} + (1-p) \cdot \text{수식})$ 로 처리한다. 선형 보간법을 이  
 하면 이미지의 깨짐을 많이 방지할 수 있다.

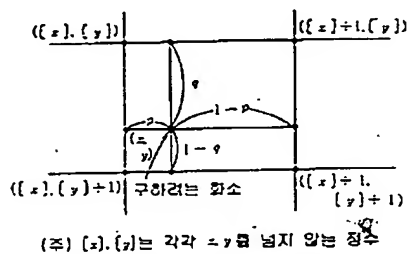


그림 2.36 > 선형 보간법

환



환은 보통 3가지로 나누게 된다. 이동, 축소 확대, 회전 변환

이동

등은 비교적 쉬운 변환에 속한다. 정 방향이동은 상수를 빼면 되고 역 방향이동은  
수를 더하면 된다.

$$X' \rightarrow x-a, Y' \rightarrow y-b$$

축소, 확대

대의 경우 임의의 상수로 나누어 준다. 이것은 결과적으로 x, y 가 확대되는 결과  
가져온다. 축소의 경우는 상수를 곱해준다.

$$X' \rightarrow y/a, Y' \rightarrow x/a$$

회전

전의 경우에는 sin 과 cos 함수를 가진 회전 변환을 이용한다.

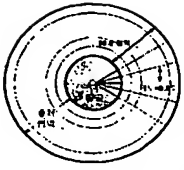
$$\begin{pmatrix} \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

를 다시 수식으로 전개 하자면

$$\begin{aligned} &= X' \cos\theta - Y' \sin\theta \\ &= X' \sin\theta + Y' \cos\theta \end{aligned}$$

변환 하는 수식이 나오게 된다.

극좌표 변환



<그림 2.52> 직교좌표의 극좌표 변환

채석유와 층은 구조와 연결상태의 결합을 반영한다. 구조는 기능에 영향을 미치고 합성을 반영하기 때문에 조직은 기관의 저항력과 유전적 소인을 나타낸다. 관련징로는 열공 (Lacunae), 음와 (Crypts), 결손징후 (Defect signs), 조직이완 (arification) 등이 있다.

와 같은 홍채학의 임상근거에 기준한 홍채의 무늬를 특징점으로 사용하기 위해 홍채 분석대역을 다음과 같이 나누는 것이 매우 중요하다.

계의 12시 방향을 기준으로 하여 좌우 6도 (섹터1), 이어서 시계방향으로 24도 (섹터2), 42도 (섹터3), 9도 (섹터4), 30도 (섹터5), 42도 (섹터6), 27도 (섹터7), 36도 (섹터8), 30도 (섹터9), 39도 (섹터10), 27도 (섹터11), 24도 (섹터12), 36도 (섹터13)과 같이 대역을 나누며, 이와 같이 각 섹터들을 동공을 중심으로 4개의 환상대역으로 나눈다. 따라서 각 섹터는 동공을 중심으로부터 홍채의 외부경계 방향으로 4개의 환상대역에 따라서 섹터1-4, 섹터1-3, 섹터1-2, 섹터1-1로 나뉜다.

## 2차원 좌표계

### Cartesian Coordinate

평면상의 1점의 위치를 표시하는데 있어 가장 대표적인 좌표계이다. 평면 위에 한 점  $P$ 를 원점으로 정하고,  $O$ 를 지나고 서로 직교하는 두 수직직선  $XX'$ ,  $YY'$ 를 좌표축으로 한다. 평면상의 한 점  $P$ 의 위치는  $P$ 를 지나며  $X$ ,  $Y$ 축에 평행한 두 직선이  $X$ ,  $Y$ 축 만나는  $P'$  및  $P''$ 의 좌표축상 선분  $OP' = x$ , 선분  $OP'' = y$ 로 나타낼 수 있다. 즉 평 상 한 점  $P$ 의 위치는 두 개의 실수의 순서쌍  $(x, y)$ 에 대응하며, 역으로 순서쌍  $(x, y)$ 가 주어지면 두 좌표축으로부터  $P$ 의 위치가 결정된다.

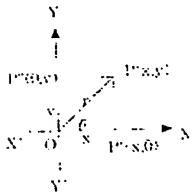


그림 2.53 > 평면직교좌표

### Plane Polar Coordinate

극좌표는 평면상 한 점과 원점을 연결한 선분의 길이와 원점을 지나는 기준선 그 선분이 이루는 각으로 표현되는 좌표이다. 극각  $\theta$ 는 수학적 좌표계에서는 반 계방향으로  $^{\circ}$ 로·하지만, 일반속량에서는 방위각 등과 같이 통상 시계방향을  $^{\circ}$ 로 한

θ : Polar angle

ρ : pole

OX : Initial line or Polar axis

Cartesian Coordinate(x,y)와 Plane Polar Coordinate(r, θ)의 관계는 다음과 같다.

$$r^2 = x^2 + y^2, \theta = \tan^{-1}(y/x)$$

$$x = r \cos \theta, y = r \sin \theta$$

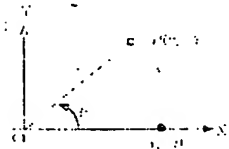


그림 2.54 > Plane Polar Coordinate

#### 정규화

계에서는 입력된 홍채영상의 후처리를 수행하기 전에 반드시 정규화 하여야 한다.

규화한 홍채영상의 크기를 통일하고 위치를 규정하며 픽의 굵기를 조절하는 등 홍채영상홍채영상의 규격화처리를 말한다. 홍채영상들은 또한 토폴로지적 특징

(topological Features)들에 의해서 특성화될 수 있다 이것들은 객체의 탄성적 변형

(elastic deformations)에도 변하지 않는 특징들로서 정의된다 토폴로지적 불변성은 다른 영역들을

연결하거나 분리하는 것을 제외한다 이진 영역들을 위하여 토폴로지적 특징들은 한 영역 속에 있는 구멍들의 수와 만입들 및 돌출들의 수를 포함

다. 구멍들 보다 더 정확한 표현은 하나의 홍채영역 내부에 있는 부분영역들 (subregions)이다 이것은 영역들이 순환적으로 나타날 수 있기 때문이다 즉 홍채영역은 부분영역들을 또 (recursively) 포함할 수 있는 부분영역들을 포함할 수 있다 등 토폴로지의 구별능력을 설명하기 위한 간단한 예는 우리의 수문자 (alphanumeric) 글자들에서 분명하다. 심볼들 0과 4는 하나의 부분영역을 가지며, 8과 9는 두 개의 부분영역을 가진다. 모멘트들의 평가는 영상 분석의 체계적인 방법을 나타낸다 가장 쉽게 사용되는 홍채영역 속성들은 가장 낮은 차수의 세 모멘트들로부터 계산된다. 따라서 면적은 0차 모멘트에 의해서 주어지며, 영역-내부 픽셀들의 총 수를 나타낸다. 1차 모멘트들로부터 결정되는 질량중심 (centroid)은 객체 위치의 속도를 제공한다. 1 원형) 영역의 방향운동은 차 모멘트들로부터 결정되는 주축들 (principal axes) 부터 결정된다. 이들 낮은 차수 모멘트들의 지식은 중심 모멘트들, 정규화된 중심 모멘트들 (central moments), 그리고 모멘트 불변량 (invariants) 의 평가를 허용한다. 이들 양들은 모양의 위치 크기 그리고 회전에 독립적인 모양 속성들을 전달하며 따라서 위치 크기 그리고 방향운동이 객체 독자성 (identity)에 관계하지 않을 때 객체 인과 정합을 위하여 유용하다. 모멘트 분석은 영역 내부 픽셀들에 기초할 것이며 그래서 영역의 내부 픽셀들 전체를 집계하기 위한 영역 성장 (growing)이나 채움 (filling) 과정이 미리 필요한 단계이다 모멘트 분석은 영역 윤곽선에 기초하며 이것 윤곽선의 검출을 요구한다. 관심의 대상이 되는 이진 영상들을 위하여 영역 내부 픽셀들은 값 1 (ON) 으로 할당되고 이진 영역의 모멘트들  $m_{pq}$  의 정의는 다음과 같다.

영역 기반 모멘트들 (Region-Based Moments)

$$m_{ij} = \sum_{x,y} x^i y^j f(x,y)$$

기에서 합은 영역 내부 픽셀들 전부에 대해서 수행된다 모멘트들의 정의는 반복적  
가를 제안하며 대응하는 알고리즘이 기술된다.

$$\begin{aligned} m_{00} &= \sum_{x,y} f(x,y) \\ m_{10} &= \sum_{x,y} x f(x,y) \\ m_{01} &= \sum_{x,y} y f(x,y) \\ m_{20} &= \sum_{x,y} x^2 f(x,y) \\ m_{11} &= \sum_{x,y} x y f(x,y) \\ m_{02} &= \sum_{x,y} y^2 f(x,y) \end{aligned}$$

일반적으로 모멘트들  $m_{ij}$ 의 정의는 픽셀 위치들 와 픽셀값들 를 참조한다  $x, y$   
 $x,y$ )

$$m_{ij} = \int \int x^i y^j f(x,y) dx dy$$

#### Contour-Based Moments

진 의 간단하게 연결된 (그러나 꼭 convex일 필요는 없는) 영역들을 위하여 우리는  
unding region contour 를 정의한 정점 좌표들에 의해서 최대 quadratic order 까  
의 모멘트들을 위한 명시적 인 표현식들을 쉽게 유도한다 따라서 만일 한 region  
ntour 의 polygonal 표현이 이용 가능하다면, 면적 질량중심 및 주축들의 방향은 등  
표1 에서 주어진 식들로부터 쉽게 계산될 것이다.

장 낮은 차수 모멘트인  $m_{00}$ 는 단순히 홍채영역 내부에 있는 픽셀들의 합을 나타내 따라서 면적의 측도를 제공한다 이것은 만일 관심의 대상이 되는 객체가 영상 속 있는 다른 객체들보다 특별히 더 크거나 더 작다면 객체 기술자로서 유용하다 그러나 면적은 주어진 객체가 그림의 스케일, 관찰자로부터 객체의 거리 그리고 시각 (perspective) 에 의존하여 영상의 더 작은 부분이나 더 큰 부분을 차지할 것이기 때문에 무분별하게 사용되어서는 안된다. 면적에 의해서 정규화되는  $x$  와  $y$ 에서의 1차 모멘트들은  $x$  및  $y$  질량중심들을 산출한다 각각  $x_c = m_{10} / m_{00}$  및  $y_c = m_{01} / m_{00}$  이것들 영역의 평균위치를 결정한다. 중심 모멘트들  $\mu_{pq}$ 는 위치에 대해서 정규화되는 영의 기술자들을 나타낸다 그것들은 질량중심 위치의 견지에서 정의된다:

$$\mu_{pq} = \frac{1}{m_{00}} \sum_{i,j} (x_i - x_c)^p (y_j - y_c)^q$$

동 중심 모멘트들은 또한 정규화된 중심 모멘트들 산출하기 위해서 0차 모멘트에 해서 정규화된다.

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / m_{00}$$

장 흔하게 사용되는 정규화된 중심 모멘트는  $x$  와  $y$ 에서의 1차 중심 모멘트인  $\eta_{11}$  다. 이것은 원형 영역 모양으로부터의 편차의 측도를 제공한다. 즉 0 에 가까운 값 원형에 가까운 영역을 기술하며 더 큰 값을 갖는 것은 점점 더 비원형 이 된다. incipal major 및 minor 축들은 영역의 관성 모멘트가 각각 최대와 최소인 질량중

을 통과하는 속들이 되도록 정의된다 그것들의 방향들은 다음과 같은 표현에 의해 주어진다.

$$v_{\alpha} = \frac{1}{2} \frac{d^2 x_{\alpha}}{dt^2} = \frac{1}{2} \frac{d^2}{dt^2} \sqrt{p_{1\alpha}^2 + p_{2\alpha}^2 + p_{3\alpha}^2 + p_{4\alpha}^2}$$

항의 형가는 거의 원형 객체의 배향을 결정하기 위한 독립적인 방법을 major incipal제공한다 따라서 그것은 예를 들어서 모양이 시간에 따라서 변하는 객체들 위하여 변형된 윤곽선들의 배향 운동(orientation motion) 을 모니터링하기 위한 적절한 파라미터이다. 위에서 소개된 정규화된 그리고 중심 정규화된 모멘트들은 스칼라(변적) 과 이중(위치) 에 대해서 정규화되었다 배향에 관한 정규화는 모멘트 불변량들의 패밀리에 의해서 제공된다 표2 는 정규화된 중심 모멘트들로부터 계산되는 것으로서 첫 번째 네 개의 모멘트 불변량들을 보여준다.

표 2. 정규화된 중심 모멘트 불변량들

$M_{10} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{10} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$
$M_{20} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{20} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$
$M_{30} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{30} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$
$M_{40} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{40} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$
$M_{11} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i y_j$	$M_{11} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i y_j$
$M_{21} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j$	$M_{21} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j$
$M_{31} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j$	$M_{31} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j$
$M_{41} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j$	$M_{41} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j$
$M_{12} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i y_j^2$	$M_{12} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i y_j^2$
$M_{22} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{22} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$
$M_{32} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{32} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$
$M_{42} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$	$M_{42} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} x_i^2 y_j^2$

동적인 경험적 절차는 객체 인식과 예비적인 분류를 위하여 이들 모멘트 불변량들을 사용한다. 즉 주어진 영상 속에 있는 관심의 대상인 가능한 객체들의 리스트는 영분할(region segmentation) 에 기초하여 확립되며 모멘트 불변량들이 각각을 위하여 계산된다 시험에서 관심의 대상인 객체들을 다른 객체들로부터 효과적으로 구분하



그러한 불변량들만이 존속된다. 스케일이 조정되거나 이동되거나 회전된 이들 객체  
을 갖는 비슷한 그림은 비슷한 값들을 결과할 것이다( 이산화 (discretization) 에  
에 기인하는 작은 차이들을 가지고).

재영상 크기 변화를 스케일 스페이스 변화로 모델링 할 경우, 모멘트들 평균 크기  
정규화 하면, 크기에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트들 만들 수 있다. 1차원  
상데이터에 가우시안 커널을 사용하여 1차원 스케일 스페이스 필터링을 적용한 후,  
의 범위내의 값들을 가진 영점 통과한 지점만을 표시하는 것이고 이것이 에지가 되  
것이다. 이후 이러한 영점통과 지점을 구한 후, 겹치는 회전 윈도우를 이용하여  
들 추적시켜 다시 홍채 특징을 2차원으로 추출하는 것으로, 홍채 영상의 변화에도  
일한 패턴을 제공하며, 홍채 코드를 생성시 데이터 크기들을 줄일 수 있다는 것이  
정이다.

케일 스페이스 필터링은 1차원 영상을 평활화 하는 필터의 크기를 연속적인 파라메  
로 취급함으로써 스케일의 문제를 표현하는 방법이다. 스케일 스페이스 필터링에서  
사용되는 필터는 가우시안(Gaussian) 함수에 스케일 상수들 결합한 형태로 스케일  
수 (분포의 표준편차)의 변화에 따라 필터의 크기가 결정된다.

$$f(x, y, t) = f(x, y) * g(x, y, t)$$

$$= \iint_{-\infty}^{\infty} f(u, \tau) \frac{1}{2\pi\tau^2} \cdot \exp\left[-\frac{(x-u)^2 + (y-\tau)^2}{2\tau^2}\right] du d\tau$$

케일 스페이스 필터링은 스케일 상수  $\tau$ 가 증가할수록 입력으로 들어오는 2차원 영  
의 넓은 지역을 평활화 하는 효과가 있다.  $F(x, y, \tau)$ 에 대한 2차 미분은  $f(x, y)$ 에  
 $x, y, \tau$ 를 이차 미분한 함수인  $\nabla^2 g(x, y, \tau)$ 를 적용함으로써 쉽게 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}\nabla^2 F(x,y,\tau) &= \nabla^2 \{f(x,y) \circ g(x,y,\tau)\} \\ &= f(x,y) \circ \nabla^2 g(x,y,\tau)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\nabla^2 g(x,y,\tau) &= \frac{\partial^2 g(x,y,\tau)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g(x,y,\tau)}{\partial y^2} \\ &= -\frac{1}{\pi^2} \left[ 1 - \frac{x^2+y^2}{2\tau^2} \right] \exp \left[ -\frac{x^2+y^2}{2\tau^2} \right]\end{aligned}$$

케일 스페이스 필터링은 스케일 상수  $\tau$ 가 커질수록  $g(x,y,\tau)$ 도 따라 커지기 때문 하나의 스케일 스페이스 영상을 얻는 데에 상당한 시간이 소요된다.  $h_1$ ,  $h_2$ 로 나누어 적용하면 이러한 문제점을 개선할 수 있다.

$$\begin{aligned}f(x,y,\tau) &= h_1(x)h_2(y) + h_2(x)h_1(y) \\ h_1(\varepsilon) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2\varepsilon}} \left(1 - \frac{\varepsilon^2}{\tau^2}\right) \exp \left[-\frac{\varepsilon^2}{2\tau^2}\right] \\ h_2(\varepsilon) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2\varepsilon}} \exp \left[-\frac{\varepsilon^2}{2\tau^2}\right]\end{aligned}$$

라서  $\varepsilon$ 에 대한 2 차 미분은

$$\nabla^2 F(x, y, \tau) = \nabla^2 \{f(x, y) * g(x, y, \tau)\}$$

$$\begin{aligned} &= \nabla^2 g(x, y, \tau) * f(x, y) \\ &= [h_1(x)h_2(y) + h_2(x)h_1(y)] * f(x, y) \\ &= h_1(x) * [h_2(y) * f(x, y)] + h_2(x) * [h_1(y) * f(x, y)] \end{aligned}$$

분한  $\nabla^2 g(x, y, \tau)$ 를 적용하여 얻어진 결과에서 그 결과 값이 음수가 되는 영역  
2차원 히스토그램에 대한 스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수  $\tau$ 가 작아질수록  
크기 없는 peak을 생성하여 peak의 개수가 많아지는 반면,  $\tau$ 가 40 정도가 되면 필  
의 크기가 2차원 히스토그램을 거의 포함하게 되며 생성된 peak들도 여러 개의  
ak들이 합쳐진 형태로 나타나기 때문에 그 이상의 스케일에 대한 스케일 스페이스  
터링은 2차원 히스토그램의 두드러진 peak를 찾는 데는 아무런 영향을 주지 않는다  
또한  $\nabla^2 g(x, y, \tau)$ 는  $x$ 와  $y$  값이  $|3\tau|$ 보다 큰 지점에서는 연산결과에 영향을  
치지 않는 아주 작은 값을 가지므로  $\nabla^2 g(x, y, \tau)$ 를  $-3\tau$ 에서  $3\tau$ 사이의 범위에  
계산한다. 스케일 스페이스 영상(scale space image)을 이차 미분해서 peak 부분  
추출한 영상을 (peak image)라고 한다.

적 스케일의 자동 선택

3차원 히스토그램의 두드러진 peak가 모두 존재하면서 히스토그램의 모양을 가장 잘  
타내는 peak 영상으로 선택되고, 그 때의 스케일 상수 값을 그래프 구조를 검색하  
최적 스케일을 결정한다. peak의 변화는 다음 네 가지 경우 중 하나를 나타낸다.

로운 peak부분이 생성되는 경우

나의 peak부분에서 여러 개의 peak부분이 분할되는 경우

러 개의 peak 부분들이 합쳐져 새로운 peak부분이 생성되는 경우

ak부분의 모양만 변화하는 경우

래프 구조에서 peak정보는 노드로 표현하고, 인접한 두 peak영상의 peak들 사이의  
계는 방향성 peak로 나타내는데, 각 노드에는 peak가 시작되는 스케일 상수 값과  
운터들 두어 해당 peak가 얼마만큼의 스케일 범위에서 연속적으로 나타나는가를 기  
하여 두드러진 peak가 공존하는 스케일의 범위를 결정하는데 이용한다.

래프 구조는 먼저 시작노드를 생성하고 스케일 상수 40에 해당하는 peak 영상 내에  
존재하는 peak들에 대한 노드를 생성하고, peak의 변화가 ①, ②, ③에 해당되는 경  
는 새로운 노드를 생성하여 새로운 노드가 시작되는 시작 스케일을 기록하고 카운  
를 시작한다. ④그래프구조가 완성되면 시작노드에서 종단노드에 이르는 모든 경로  
검색하여 각 경로마다 두드러진 peak의 스케일 범위들 찾는다. 새로운 peak가 생  
되는 경우는 이전단계의 peak영상에서는 끝에 해당하면 영역이 스케일의 변화에 따  
peak가 된 경우이다. 만약 어떤 경로에 새로 생성된 peak 하나만 존재하는데 peak  
나타나는 스케일의 범위보다 골(valley)로 나타나는 범위가 크다면 두드러진 peak  
간주할 수 없으므로 이 경로에 대해서는 두드러진 peak의 스케일 범위들 찾지 않  
다. 각 경로의 스케일의 범위가 중첩되는 범위를 가변 범위로 결정하고, 가변 범위  
가 가장 작은 스케일 상수를 최적스케일로 결정한다.

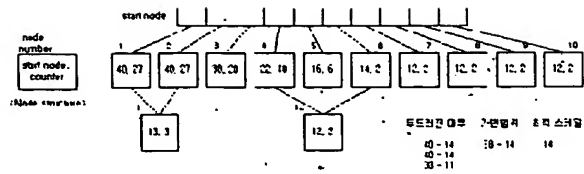


Figure 2.55 Node structure and graph structure of 2D histogram.

## 그림 2.55 > 2D 히스토그램의 구조와 그래프

### 특징벡터추출

처리 과정에서 얻어진 정규화 된 영상에 대해서 Zernike 모멘트를 이용하여 특징벡터를 추출한다. Zernike 모멘트는 패턴의 영역을 토대로 특징량을 추출하기 때문에 개선 패턴의 모양으로 검색하는 방법들의 많은 단점을 극복할 수 있고, 회전 불변 잡음에 강인하기 때문에 패턴 인식 시스템에 널리 사용되어 왔다. 또 영상 정규화 고리층에서의 약점인 회전에 불변 하지 않은 특징을 보완해 준다. 본 발명에서는 정규화 된 영상으로부터 모양 정보를 추출하기 위한 특징벡터로는 DC 값인 0차 모멘트를 제외한 8차까지의 Zernike 모멘트의 절대값 24개를 사용하였다. 또한 0차 모멘트는 객체의 면적으로서 크기에 불변한 특징량을 얻기 위해 사용된다. 영상 크기를 스케일 스페이스 변화로 모델링 하여, 모멘트를 평균 크기로 정규화 함으로서 크기에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트를 만들 수 있다. Zernike 모멘트에 대해 간단히 설명하면다음과 같다. 2차원 영상  $f(x, y)$ 의 Zernike 모멘트는 다음과 같이

의되는 2차 복소 모멘트이다. 저니크 모멘트 (Zernike moments)는 회전에 무관한 특  
을 갖는 변환으로 알려져 있다. 저니크 모멘트 값을 위한 기저함수는

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho)e^{jm\theta}$$

$n \geq 0$ 인 양의 정수이며,  $m$ 은 정수일 때,  $n - |m|$ : even, and  $|m| \leq n$ 을 만족해야한다.

며, 회전축 ( $\theta$ )과 거리축 ( $\rho$ )

ernike 모멘트의 기저함수  $V_{nm}(x, y) = R_{nm}(\rho)e^{jm\theta}$ 는  $x^2 + y^2 \leq 1$ 인 단위원 내에서  
정의되는 복소 함수이고,  $R_{nm}(\rho)$ 는  $|\rho| \leq 1$ 에서 정의되는 직교 방사 다항식이다.

기서  $R_{nm}(\rho)$ 는

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left( \frac{n+|m|}{2} - s \right)! \left( \frac{n-|m|}{2} - s \right)!} \rho^{n-2s}$$

로 정의된다. 여기서  $R_{n-n0}$ 은  $R_{nm}(\rho)$ 와 같다. 이와 같이 Zernike 모멘트는  
교 방사 다항식을 이용해 계산되기 때문에, 자체 회전 불변 특성이 있다. 이 기본  
수에 의한 저니크 모멘트 값은

$$m = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{nm}^*(x, y)$$

로 정의되며, 여기서

$$\rho = \sqrt{k_1^2 + k_2^2}, \quad \theta = \tan^{-1} \left( \frac{k_1}{k_2} \right)$$

로 정의된다. 어떤 2차원 영상신호  $f(k_1, k_2)$  의 저니크 모멘트 값이  $A_{nm}$ 이라면  
회전된 신호

$$f'(\rho,\theta)=f(\rho,\alpha+\theta)=F(k1\cos(\alpha)+k2\sin(\alpha),k1\sin(\alpha)-k2\cos(\alpha))$$

주파수계에서 표현된 입력 영상  $f(\rho,\theta)$ 이  $\alpha$ 만큼 회전된 패턴을  $f'(\rho,\theta)$ 라고 하자}

저니크 모멘트 값은

$$c'_m=\frac{n+1}{\pi}\sum_{\alpha}\sum_{\theta}f(\rho,\alpha+\theta)\psi_m^*(\rho,\theta),\quad s.t.\rho\leq1$$

$$c'_m=A_m\exp(-jm\alpha)$$

된다. 결과적으로 절대값을 구할 경우 하기 식과 같이 회전된 신호의 저니크 모  
멘트의 절대값은 기존 영상의 Zernike 모멘트의 절대값과 동일하다. 즉,

$$|c'_m|=|A_m|$$

니크 모멘트 값의 절대값은 회전에 관계없는 특징을 갖게 된다. 실제로 있어서 모  
멘트의 계산 차수가 너무 낮으면 패턴을 잘 분류 할 수 없으며, 너무 높으면 계산량  
 많아진다. 차수를 8까지 계산하는 것은 실용 가능한 절충 방안이다.

$A_{00}$   
 $A_{01}$   
 $A_{10}, A_{11}$   
 $A_{20}, A_{21}, A_{22}$   
 $A_{30}, A_{31}, A_{32}$   
 $A_{40}, A_{41}, A_{42}, A_{43}, A_{44}$   
 $A_{50}, A_{51}, A_{52}, A_{53}, A_{54}$   
 $A_{60}, A_{61}, A_{62}, A_{63}, A_{64}, A_{65}$

그림 2.57 > 8차 이하의 zernike 모멘트의 크기

rnikе 모멘트는 그림과 같은 직교 방사 다항식을 이용해 계산되기 때문에, 자체 회  
 돌변 특성이 있다. 특히 Zernike 모멘트는 홍채영상 표현 능력, 정보 중복도, 잡  
 특성이 다른 모멘트에 비해 우수하다. 그러나 Zernike 모멘트는 크기와 조명에 민  
 감한 단점이 있다. 크기 문제는 모델 DB에 스케일 스페이스 개념을 도입하여 해결한  
 다. 피라미드방법은 리샘플링에 의해 홍채영상 내 구조가 깨지지만 스케일 스페이스  
 가우시안을 이용하기 때문에 피라미드 방법을 이용하는 경우보다 우수한 특징점  
 추출특성을 갖는다. 다른 실례로 Zernike 모멘트를 변형시켜 이동, 회전 및 스케일 (
 크기)에 불변인 특징을 추출할 수 있다.



$$L_m = \frac{n+1}{\pi} \iint_{\rho, \theta} \log |F_N(\rho^2, \theta)|^2 V_m^*(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta$$

$$\begin{aligned} & \frac{n+1}{\pi} \iint_{\rho, \theta} \log |F_N(\rho, \theta)|^2 \frac{V_m^*(\sqrt{\rho}, \theta)}{2\rho} \rho d\rho d\theta \\ & \frac{n+1}{\pi} \sum_{k_1} \sum_{k_2} \log |F_N(k_1, k_2)|^2 \frac{V_m^*(\sqrt{\rho}, \theta)}{2\rho} \end{aligned}$$

기 변형된 회전 불변 변환은 저주파를 강조하는 효과를 내는 특성을 갖는다. 한편, 역 조명 변화를 아래식 (4)와 같이 스케일 조명 변화로 모델링 할 경우, 모멘트를 균 밝기 (Z00)로 정규화 하면, 아래식 (5)와 같은 조명에 불변 특성을 갖는 Zernike 모멘트를 만들 수 있다.

$$f^i(x_i, y_i) = a_i f(x_i, y_i) \tag{4}$$

$$\frac{(f^i(x, y))}{m_f} = \frac{a_i z(f(x, y))}{a_i m_f} = \frac{Z(f(x, y))}{m_f} \tag{5}$$

기서  $f(x, y)$ 는 홍채영상을  $f^i(x, y)$ 는 새로운 밝기 홍채영상,  $a_i$ 은 지역 조명 변을,  $m_f$ 은 평균밝기,  $Z$ 는 Zernike 모멘트 연산자를 나타낸다.

러한 특성을 이용하여 입력된 홍채가 이동, 스케일 및 회전에 의하여 변형되었다 경우에도 인간의 시각적 특성과 유사하게 변형된 홍채 영상을 검색할 수 있다. 즉 홍채 특징 추출부에서는 주지한 바와 같이 입력 영상의 특징을 추출하게 되며, 데

터 베이스 구축부에서는 이들 데이터 베이스에 저장한다. 다음으로, 질의 영상이  
력될 경우 상기 홍채 특징 추출부에서 주지한 바와 같은 등적으로 특징들을 추출하  
되고, 거리 계산부에서는 데이터 베이스의 특징값들과 상기 추출한 질의 영상의  
정들을 비교하여 최소의 거리를 내는 데이터 베이스내의 영상을 찾고, 최소 거리  
역부는 그 최소 거리를 갖는 영상들을 출력 함으로써, 사용자는 검색된 홍채 영상  
신속하게 볼 수 있다.

#### 인식 및 검증

발명은 기존의 방법과는 다르게 인간이 홍채를 인식할 때 의식적으로 특징점에 집  
한다는 생물학적 사실에 근거하여 회전에 강한 Zernike 모멘트를 변경하여 국부 크  
및 조명 변화에 불변성을 갖는 특징량 추출 방법에 적합한 새로운 유사도 측정 방  
에 대하여 발명하였다.

명한 홍채 인식 시스템은 크게 특징량 추출부분과 특징량 매칭 부분으로 구성된다.  
림 1은 제안한 홍채 인식 시스템의 전체 구성도를 나타낸다. 오프 라인 부분에서는  
2델 영상에 대해 스케일 스페이스에서 추출한 특징점을 중심으로 Zernike 모멘트를  
성한다. 실시간 인식 부분에서는 특징점으로부터 생성한 Zernike 모멘트와 모델 간  
확률적 특징량 매칭을 통해 입력 영상에 있는 홍채를 인식한다. LS(least square)  
LmedS(least median of square) 기법을 결합하여 홍채 인식을 검증한다.

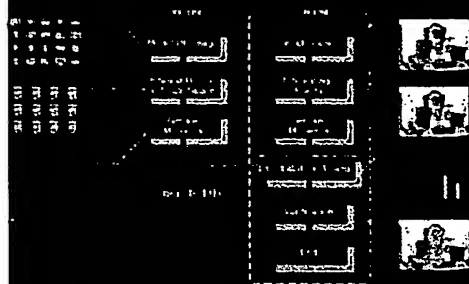


Figure 1. Schematic diagram of the optical system for wavefront measurement.

방법에서 제1차원-원통적 종제 영역은 Zernike 모드에 연결되고, 종결합 차이에  
서도, 제2차원-원통적 종제 영역은 Zernike 모드에 연결되고, 종결합 차이에  
서도, 제3차원-원통적 종제 영역은 Zernike 모드에 연결되고, 종결합 차이에

본 표기를 다음과 같이, 임의 영역을 S, 모드 집합을  $\{1, 2, \dots, N\}$ ,  $S_N$ 를 모  
의 개수, 임의 영역 S의 Zernike 모드, 집합  $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_N\}$  여기서  $Z_j$

모드 집합 C에서 제1차원-원통적 Zernike 모드를 나타내고, S를 임의 영역 S의  
Zernike 모드, 개수를 나타낸다. 임의 영역의 j번째 Zernike 모드( $Z_j$ )에 대응하는

모드 집합의 Zernike 모드,  $Z_j = \{Z_j\}$ ,  $j=1, 2, \dots, N$ , 이고, S를 대응

하는 Zernike 모드, 개수를 나타낸다. 원통적 종제 영역은 임의 영역에 대해 식 (6)과  
이 임의 영역 S가 주어졌을 때 원통적 종제 영역에 대한 모드 수를 찾는 것과 같다

$$\arg \max_{M_i} P(M_i|S) \quad (6)$$

각 영상의 Zernike 모멘트에 대응하는 후보 모델 Zernike 모멘트들로부터 식 (7)과 같은 가설을 만들 수 있다.

$$H_i = \{(\hat{Z}_{\alpha}, Z_1) \cap (\hat{Z}_{\alpha}, Z_2) \cap \dots (\hat{Z}_{\alpha}, Z_{N_H})\}, \quad i = 1, 2, \dots, N_H \quad (7)$$

기서  $N_H$ 는 입력영상에 대응하는 모델 Zernike 모멘트의 굵집합의 원소 개수와 같다. 전체 가설 집합은 식 (8)과 같이 표현할 수 있다.

$$H = \{H_1 \cup H_2, \dots, \cup H_{N_H}\} \quad (8)$$

실 H는 입력 영상 S로부터 추출한 특징량의 대응 후보로 구성되므로 S를 가설 H로 제한할 수 있다. 또한, Bayes 이론을 식 (6)에 적용하면 식 (9)와 같이 표현된다.

$$P(M_i|H) = \frac{P(H|M_i)P(M_i)}{P(H)} \quad (9)$$

은 홍채가 발생할 확률이 동일하고, 각 홍채가 서로 독립이라고 가정하면, 식 (9)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P(M_i|H) = \frac{\sum_{h=1}^{N_H} P(H_h|M_i)P(M_i)}{\sum_{h=1}^{N_H} P(H_h)} \quad (10)$$

모항은 전확률 이론 (theorem of total probability)에 의해

$$P(H_i) = \sum_{i=1}^{N_H} P(H_h|M_i)P(M_i) \quad \text{과 같다.}$$

310)에서 제1의 중요한 부분은  $P(H, M)$ 를 구하는 부분이다. 이 역할을 감당하기  
 위한 4의 길이 기준의 유사도 계수와 제2의 새로운 제1의 연결도 계수를 이용한다.



#### 2월 4월 전월 화를 부어지 고려 사항

원 인을 늘 연결도(%)와 유사도(%)가 동시에 높을 때 크게 되어야 한다. 연결도  
 측정점의 분할정점을 반영하는 인자이고, 유사도는 측정점 사이에 유사도도 거리  
 에 결정되는 인자이다. 이 두 인자가 동시에 성립할 때, 연결적이고 유사도 늘  
 측정점을 찾을 수 있다.

#### 1) 연결도(%)

Zernike 모멘트의 연결도는 측정점 위치 변화에 대한 Zernike 모멘트의 연결도에 반  
 대이다. Zernike 모멘트의 연결도는 그림 5의 길이 모멘트의 중심위치에 대해 4기  
 평행으로부터 구한 Zernike 모멘트의 표준편차를 의미한다.



## 4월 5 Zernike 모멘트의 민감도

Zernike 모멘트의 민감도는 식 (11) 과 같이 표현 된다. 민감도는 이 민감도에 반비례  
 다. 민감도가 낮을수록 특징점의 위치 오차에 대해서 더 민감한 특징점을 찾는다.

$$sensitivity = \frac{1}{\sqrt{1}} \left[ Z_0^2 - Z_0^2 + Z_0^2 - Z_0^2 + Z_0^2 - Z_0^2 + Z_0^2 - Z_0^2 \right] \quad (11)$$

## 4월 5 Zernike 모멘트의 민감도

이 Zernike 모멘트에 대응하는 모멘트 특성점의 위치를 거리기 기하공식을 유사  
 도의 길이 비례하여 계산한다. 따라서 유사도는 식 (12)와 같은 관계에 있다.

$$P_{\text{distance}} = \frac{1}{\text{distance}} \quad (12)$$

표준화 전처리 과정을 완성한 후 패턴 (템플릿)을 분류 (classification) 하여이필  
 최종적으로 인식결과를 얻을 수 있으므로 아래에 식

$$P = \frac{n+1}{\pi} \sum_{x,y} f(x,y) [fR_{n-1}(x,y) + fI_{n-1}(x,y)] \quad , \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (6)$$

0,1,..., 8  $m=0.1,..., 8$  일때 25개의 ZMM을 구하여 그 값들을 25차원의 공간상에 투  
 한 후  $X=(x_1,x_2,...,x_m)$   $G=(g_1,g_2,...,g_m)$ 를 사전내의 하나의 특징홍채영상으로  
 정하면 패턴인식에 자주 사용되는 거리는 Minkowsky Mahalanbis 거리로 분류된다.

$$D(X,G)=\left[\sum_{i=1}^m|x_i-g_i|^q\right]^{1/q} \quad (7)$$

이제서  $q=25$  이용하여 사전의 원형과의 Minkowsky 거리가 오차 허용범위에서 제일  
 접한 원형을 그에 대응되는 전체홍채영상이라고 판단한다. 일정한 오차 범위 내에  
 근접한 원형을 찾을 수 없으면 사전에 학습된 원형이 없는 것으로 취급한다. 설명  
 편리를 도모하고자 간단하게 사전에 두 전체홍채영상밖에 없으며 인식하려는 입력  
 패턴은 회전된 이 두 전체홍채영상의 1차, 2차 ZMM을 2차원 평면에 표시하면 그림에  
 보여 주는 바와 같이 위치 a와 위치 b에 놓여 있다. ZMM 계산한 결과 위치 a점, b

$$D(X,G)=\sqrt{\sum_{i=1}^m(x_i-g_i)^2}$$

사이의 Euclidean 거리  $d_{a'a}$ ,  $d_{a'b}$ 를 식 (3) 으로 각각

해 본 결과  $d_{a'a} < d_{a'b}$  과  $d_{a'a} < \Delta$  그러므로 회전된 것으로 볼 수 있다. 그러나  
 은 전체홍채영상라면 일정한 오차 범위내에서  $z_{mm}$ 은 같다.

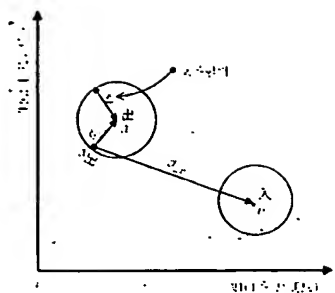


그림 2.64 > 2-D에서 한자를 분류하는 예

새 영상의 검색을 위해 질의 영상과 데이터베이스내의 영상들에 대해 각각 특징벡터를 추출하여 그 특징벡터 값을 이용하여 검색한다. 본 특허에서는 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상과의 거리D는 식 (8)에 의해 구해지고 유사도S는 식 (9)을 사용하여 유사도를 측정한다.

$$D = \omega_1 \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q(1)_i - T(1)_i)^2} + \omega_2 \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q(2)_i - T(2)_i)^2} + \omega_3 \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q(3)_i - T(3)_i)^2} \quad (8)$$

$$S = \frac{1}{1 + D} \quad (9)$$



기서,  $Q(1)_i$ ,  $T(1)_i$ 는 각각 질의 영상과 데이터베이스 영상에 대한 Y 영상의 rnikemoent i번째 특징량을 나타내고,  $Q(2)_i$ ,  $T(1)_i$ 는 각각 질의 영상과 데이터베이스 영상에 대한 Cb영상의 DCT 계수 i 번째를 나타낸다. 마지막으로  $Q(3)_i$ ,  $T(3)_i$  각각 질의 영상과 데이터베이스 영상에 대한 Cr 영상의 DCT 계수 i 번째를 나타낸다. "1, "2, "3 각각의 영상에 대한 가중치이고 그 가중치들 어떤 쪽에 많이 할당 하느냐 따라 검색 되는 영상에도 많은 차이가 있다. 유사도 S 는 정규화 과정을 거쳐 0과 사이의 값을 얻을 수 있다.

라서 선택확률  $P(H_n|M_i)$ 는 앞에서 정의한 안정도, 유사도를 결합시켜 식 (13)과 이 정의할 수 있다.

$$P(H_n|M_i) = \prod_{j=1}^N P((\hat{Z}_k, Z_j|M_i)) \quad (13)$$

기서 각 대응쌍에 대한 확률값은 식 (14)와 같이 정의한다.

$$P((\hat{Z}_k, Z_j|M_i) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{dist(\hat{Z}_k, Z_j)}{\omega_k \alpha}\right) & \text{if } \hat{Z}_k \in \hat{Z}(M_i) \\ \epsilon & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

기서  $N_S$ 는 입력 영상의 특징량 개수를 나타내고, "은 정규화 인자로 유사도 문턱과 안정도 문턱치의 곱으로 표현된다. "은 대응 모델 특징량이 조건을 만족하지 않 경우 부여하는 값이다. 본 실험에서는 0.2로 설정하였다. 대응쌍 후보는 특징량 수에 대해 로그 검색 시간을 갖는 ANN(approximate nearest neighbor) 검색 알고리

을 사용한다(종제 인식을 위한 1차원 종제 signature의 분석에 관한 연구, 석사학 논문, 연세대학교).

## 2. 모델 검증

이 영상과 모델 영상 사이에 대응할 매칭을 통해 인식된 종제가 혼동지 혼동지 감진다. 검증은 종제 종제의 최종 자체도 알 수 있다. 검증한 대응점을 찾기 위해 인식 종제 인식에 사용된 유사도와 연결도를 이용하여 일치로 판단하였고 지역 공간 점을 통해 이상점(outlier)을 제거하였다. 그림 8은 면적비(area ratio)를 이용한 지역 공간 매칭 방법을 간단히 나타낸다. 대응하는 연속 내 점에 대해 모델에서  $P_1P_2P_3$ ,  $V_1P_1P_2$ ,  $V_2P_2P_3$ ,  $V_3P_3P_1$ 를 구하여 두 값의 비가 허용값을 넘게 되면 방해 점을 제거한다. 이 때 일의 세 점은 매칭 되었다고 가정한다.

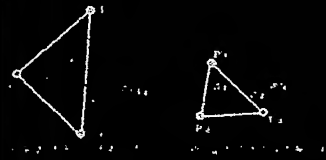


그림 8 제한한 지역 공간 매칭 방법

일계 구인 대응형으로부터 호모그래피를 구한다. 이 때 랜덤하게 선택된 최소 제역 대응점으로부터 LS(least square) 방법으로 호모그래피를 계산한다. 이상치(outlier)가 최소가 되게 하는 호모그래피를 초기값으로 하여 laedS(least median of

uare)로 호모그래피를 최적화 시킨다. 최종적으로 호모그래피를 이용하여 모델을  
 력 영상에 정렬 (align) 시킨다. 이상치(outlier)가 50%를 넘으면 정렬에 실패한 것  
 로 본다. 입력 영상과 옴은 모델과의 매칭 수가 다른 모델과의 매칭 수보다 많을수  
 인식 능력이 좋다. 이러한 특성을 고려해 변별인자 (discriminative factor) 개념  
 제안한다. DF는 식 (16)와 같이 정의된다.

$$DF = \frac{N_c}{N_d} \quad (16)$$

기서  $N_c$ 는 입력 영상에 있는 홍채와 같은 모델과의 대응쌍 개수를 나타내고,  $N_d$ 는 다  
 모델과의 대응쌍 개수를 나타낸다. DF는 인식 시스템의 내부 변수를 정하는데 있  
 서 중요한 척도가 된다. 가우시안 잡음(표준편차 5)이 있는 영상에 대해서 DF가 최  
 가 되는 Zernike 모멘트 차수는 20차로 나왔다. 또한, 특징점을 중심으로 하는 지  
 영상의 크기가 21x21일때 DF값이 최고가 되었다.

스텝 인식 (identification), 채널 동화(equalization)등의 잡영의 통계적 특성을  
 수 있을 경우의 적응필터는 유한 임펄스 응답(FIR)의 형태를 갖는 선형 필터로서  
 송 채널이 선형적이고 잡음이 가산성 가우시안 잡음일 경우 메디안 필터와 같은 비  
 형 고정 필터에 유리하다. 그러나 한 영상신호와 같은 비정체(non-stationary)환경  
 서 선형필터는 홍채영상의 경계부분을 왜곡시켜 상을 흐리게 하는 단점을 지니고  
 다. 이러한 선형 필터의 한계점을 극복하기 위하여 많은 비선형 적응 필터들이 제  
 되었다.

선형 필터들 중 가장 널리 사용되고 있는 것이 순서 통계학 (order statistic)의 추정자 (estimator)에 기초를 두고있는 L-필터 [Eric Groen, et al. Determination of Ocular Tortion by Means of Automatic Pattern Recognition, IEEE trans. on biomedical Engineering, pp.471-479, 1996]이며 이의 출력은 입력들을 크기순으로 정렬 (sorting)한 순서통계량 (order statistic)의 선형조합으로 정의된다. L-필터는 순서통계량의 선형 조합 계수 (Coefficient)들을 모두 일정한 값으로 정함으로써 평균 필터와 같은 선형필터의 특성을 나타내며 중간값 (median)의 계수를 1로 정고 이를 제외한 다른 순서 통계량의 계수들 모두 0으로 정함으로써 널리 알려진 메안 필터와 같은 동작을 한다. 평균자승오차 (mean of squared error)의 측면에서 각 종류의 잡음에 대한 최적의 L-필터계수들 Bovik [Eric Groen, et al. Determination of Ocular Tortion by Means of Automatic Pattern Recognition, IEEE trans. on biomedical Engineering, pp.471-479, 1996]이 제시하였다. 이러한 최적 필터는 잡음 통계적 특성을 알 수 있는 경우에 유용하다.

필터의 이러한 다양성으로 인해 통계적 특성을 알 수 없는 잡음이거나 또는 통계적 특성이 시간적으로 변화하는 잡음에 대해 최적의 필터계수들 자기 스스로 설계되어 있는 비선형 적응 필터의 기본구조로서 L-필터들 많이 사용하며 여기에 LMS와 같은 적응 알고리즘들을 채택한 많은 비선형 적응 필터들이 제안되었다. 이러한 선형 적응 알고리즘들은 평균이 0인 가산성 백색 잡음들이 원신호에 더해진 경우에 대하여 출력과 원신호의 평균자승오차나 자승오차합 (sum of squared error)을 최소로 하는 평균자승추정 (MSE estimate)이나 최소자승추정 (least square estimate)을 기초

하여 유도되었다. 그러므로 잡음의 평균이 0이 아닌 경우이거나 잡음이 임펄스형 경우에 잘 동작하지 못한다는 단점이 있다.

발명에서는 기존의 적응 알고리즘들에서 사용한 추정방법과는 달리 Robust 통계학 순위추정(rank estimates)을 기초로 하여 steepest descent방법을 사용한 새로운 선형 적응 알고리즘을 제안하였다. 또한 평균 및 평균제곱의 견지에서 이의 수렴함 증명하고 수렴 조건에 관한 해석을 시도하였으며 steepest descent방법에 필연적으로 존재하며 수렴속도와 수렴후 정상상태의 오차를 결정하는 수렴비는 비선형적인 경우 의한 가변적인 값을 제시하였다. 제안한 필터는 신호의 순위(rank)를 이용하여 추정하기 때문에 평균자승추정 및 최소자승추정에 비해 이상점(outlier)의 영향을 크게 받는 성질을 지니고 있어 임펄스형의 잡음에 대한 적응이 유리하다고 할 수 있다. 또한 신호에 임의의 바이어스가 존재하는 경우라도 순위는 변동 없기 때문에 영 신호와 같이 평균이 0이 아닌 신호의 처리에 유리하다 할 수 있다.

적의 계수벡터를 구하기 위한 방법으로 많이 사용되는 비용함수로는 평균자승오차 자승오차합, 절대값오차합 등이 있으나 본 발명에서는 순위추정에 의해 최적의 계수벡터를 구하기 위하여 비용함수로서 아래의 식과 같은 Jaeckel이 제안한 오차분산 측정 (Dispersion measures of residuals)을 도입한다.

$$\begin{aligned} X(E) &= \sum_{i=1}^N \alpha(R_i) e(i) \\ &= \sum_{i=1}^N \alpha(R_i) [d(i) - X^T(i)W(i)] = D(W) \end{aligned} \quad (9)$$

$$E = [e(1), e(2), \dots, e(N)]^T \quad (10)$$

기서  $N$ 은 전체 데이터의 개수이며  $E$ 는 오차벡터이다.  $R_i$ 는  $e(1), e(2), \dots, e(N)$

오차순열 중  $e(i)$ 의 순위(Rank)이며,  $\alpha(\cdot)$ 는 score 함수로서 본 논문에서는 Coxon score 함수  $\alpha(z) = \Phi(z/(N+1))$ ,  $\Phi(v-0.5)$ 를 사용한다. Jaeckel의 오차 산측정 non-negative이며 연속이고 아래로 볼록(lower convex)함수이므로 비용함의 특성을 만족한다.

수벡터  $W$ 의 함수로서  $D(W)$ 는 음이 아닌 연속의 하향 볼록 함수로 최소 값이 존재하  
Jaeckel의 순위 추정치는  $D(W)$ 를 최소화하는 값이다. 또한 오차의 함수 측면에서  
타는 기함수이고 오차의 평균값에 영향을 받지 않는 location invariant한 특성을  
니며 오차에 대한 일차함수의 특성을 가지므로 오차에 대한 이차함수의 특성을 가  
는 오차자승합이나 평균오차자승에 비해 다른 오차들의 통계적 특성과 거리가 먼  
상점(outlier)에 영향을 적게 받는 강인한(robust)특성을 갖는다.

)식의 최소 값을 구하기 위한 경사도(gradient) 벡터는 다음과 같이  $D(W)$ 의 편 미  
의 음이며 회귀 순위통계량(regression rank statistic)을 의미한다.

$$\frac{\partial D(W)}{\partial W} = S(W) = 0 \quad (11)$$

의 식은 비선형 방정식으로서 최소자승법의 정규방정식과 유사하며 회귀 순위 통계의 이산적인 특성으로 인해 0으로 근사화된다. (11)식은 비선형 방정식이기 때문에 1를 직접적인 방법으로 해를 구하는 것은 매우 어려우며, 또한 이를 적용 알고리즘으로 구현하기 위해서는 매 시간마다 필터계수  $\hat{w}$ 를 갱신하는 규칙을 적용하여야 한다. 따라서 본 발명에서는 처리하는 값을 중심으로  $T=2P+1$  개 크기의 오차 창(window)을 설정하고, 이들 오차 창내의 순시(instantaneous) 신호들로부터 에러백들을 구한 후 steepest descent 방법으로 에러백터의 오차분산측정이 최소화되도록  $\hat{w}(n)$ 를 구하는 방법을 제안한다. 즉 시간  $n$ 에서의 에러백터  $E(n)$ 를 다음과 같이 의한다.

$$\begin{aligned} \hat{e} &= [e_{-p}(n)e_{-p+1}(n)\cdots e_{-1}(n)e_0(n)e_1(n)\cdots e_{p-1}(n)e_p(n)]^T, \\ e_i(n) &= d(n+i) - W^T(n)X(n+i), \end{aligned} \quad (13)$$

$$V(n) = [w_1(n)w_2(n)\cdots w_M(n)]^T \quad (14)$$

기서  $M$ 은  $L$ -필터의 크기로 홀수의 정수이며  $M=2L+1$ 로 나타낸다.  $X(n)$ 는 입력  $(x(n-L), x(n-L+1), \dots, x(n-1), x(n), x(n+1), \dots, x(n+L-1), x(n+L))$ 를 오름차순으로 정렬한 순서통계량  $x_{<1>}(n) < x_{<2>}(n) < \dots < x_{<M>}(n)$ 을 구성요소로 하는  $M \times 1$  입 벡터이며,  $R_i$ 는  $e_{-p}(n), \dots, e_0(n), \dots, e_p(n)$ 의 오름차순정렬 중  $e_i(n)$ 의 순의 rank)이다. 순시 에러백터의 순시 분산측정은 다음과 같이 구해진다.

$$X(n) = \sum_{i=-p}^p a(R_i) a_i(n) \quad (15)$$

5) 식을 (11) 식에 적용할 경우  $D(W)$ 가  $W(n)$ 에 대하여 미분 가능하므로 순시 경사도  
 터는 다음과 같이 된다.

$$\dot{W}(n) = -\frac{\partial D(n)}{\partial W(n)} = \left[ -\frac{\partial D}{\partial w_1(n)} - \frac{\partial D}{\partial w_2(n)} \cdots - \frac{\partial D}{\partial w_M(n)} \right]$$

$$\dot{W}(n) = \begin{bmatrix} \sum_{i=-P}^P a(R_i)X(n+i) \\ \sum_{i=-P}^P a(R_i)x_{c1}(n+i) \\ \sum_{i=-P}^P a(R_i)x_{c2}(n+i) \\ \cdots \\ \sum_{i=0}^{P-1} a(R_i)x_{cM}(n+i) \end{bmatrix} \quad (16)$$

6) 식을 steepest descent 방법에 적용하면 다음과 같이 L-필터계수를 갱신하는 순  
 식을 구할 수 있다.

$$W(n+1) = W(n) + u(n)S(n) \quad (17)$$

기서  $u(n)$ 은 수렴비로서 이것은 상수 또는 변수로 설정되며 가변적인 수렴비를 다  
 장에 나타내었다. (16) 및 (17)식으로 표현된 제안한 비선형 적응 알고리즘은 순  
 수정을 사용하기 때문에, 기존의 적응 알고리즘의 신호나 잡음에 관한 확률분포  
 는 특성을 미리 알고 있다는 가정 하에서 제한된 조건으로부터 해를 구하는 방법과  
 달리 제안한 알고리즘을 표현하는 수식들에는 신호나 잡음의 확률분포함수나 통계



특성이 모수(parameter)로 존재하지 않는다. 따라서 제안한 알고리즘은 신호나 잡음에 보다 강한 성질을 지니게 된다.

#### [발명의 효과]

이상에서 살펴본 바와 같이, 본 발명에 따르면 깨끗한 영상이 필요하다는 종래 기술의 문제점을 극복하여, 특징점을 추출함으로써 입력 영상의 품질이 열악해도 실시간으로 홍재 인식이 가능하다는 효과가 있다.

[특허청구범위]

[요구항 1]

홍채·특징 추출 및 인식 방법에 있어서,

특징점을 추출함으로써 입력 영상의 품질이 열악해도 실시간으로 홍채 인식을

행할 수 있도록 홍채 특징을 추출하는 단계

를 포함하는 방법.

[요구항 2]

홍채 특징 추출 및 인식 시스템에 있어서,

특징점을 추출함으로써 입력 영상의 품질이 열악해도 실시간으로 홍채 인식을

행할 수 있도록 홍채 특징을 추출하는 홍채 특징 추출부

를 포함하는 방법.

# Document made available under the Patent Cooperation Treaty (PCT)

International application number: PCT/KR04/002285

International filing date: 08 September 2004 (08.09.2004)

Document type: Certified copy of priority document

Document details: Country/Office: KR  
Number: 10-2003-0062537  
Filing date: 08 September 2003 (08.09.2003)

Date of receipt at the International Bureau: 18 October 2004 (18.10.2004)

Remark: Priority document submitted or transmitted to the International Bureau in compliance with Rule 17.1(a) or (b)



World Intellectual Property Organization (WIPO) - Geneva, Switzerland  
Organisation Mondiale de la Propriété Intellectuelle (OMPI) - Genève, Suisse

**This Page is Inserted by IFW Indexing and Scanning  
Operations and is not part of the Official Record**

**BEST AVAILABLE IMAGES**

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images include but are not limited to the items checked:

- ☒ **BLACK BORDERS**
- ☐ **IMAGE CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES**
- ☐ **FADED TEXT OR DRAWING**
- ☐ **BLURRED OR ILLEGIBLE TEXT OR DRAWING**
- ☐ **SKEWED/SLANTED IMAGES**
- ☐ **COLOR OR BLACK AND WHITE PHOTOGRAPHS**
- ☐ **GRAY SCALE DOCUMENTS**
- ☒ **LINES OR MARKS ON ORIGINAL DOCUMENT**
- ☐ **REFERENCE(S) OR EXHIBIT(S) SUBMITTED ARE POOR QUALITY**
- ☐ **OTHER:** \_\_\_\_\_

**IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.**

**As rescanning these documents will not correct the image problems checked, please do not report these problems to the IFW Image Problem Mailbox.**